



TESIS - SS 142501

***SCAN STATISTIC* DENGAN PENDEKATAN  
*SMALL AREA ESTIMATION EMPIRICAL BAYES*  
UNTUK MENDETEKSI KANTONG KEMISKINAN  
DI KEPULAUAN NIAS**

RENY ARI NOVIYANTI  
NRP. 1313 201 715

DOSEN PEMBIMBING  
Dr. Dra. Ismaini Zain, M.Si

PROGRAM MAGISTER  
JURUSAN STATISTIKA  
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM  
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER  
SURABAYA  
2015



THESIS - SS 142501

# **SCAN STATISTIC APPROACH SMALL AREA ESTIMATION EMPIRICAL BAYES TO DETECT HOTSPOT POVERTY IN NIAS ISLAND**

RENY ARI NOVIYANTI  
NRP. 1313 201 715

SUPERVISOR  
Dr. Dra. Ismaini Zain, M.Si

MAGISTER PROGRAM  
DEPARTMENT OF STATISTICS  
FACULTY OF MATHEMATICS AND NATURAL SCIENCE  
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER  
SURABAYA  
2015

**SCAN STATISTIC DENGAN PENDEKATAN  
SMALL AREA ESTIMATION EMPIRICAL BAYES  
UNTUK MENDETEKSI KANTONG KEMISKINAN DI KEPULAUAN NIAS**

**Tesis disusun untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh gelar  
Magister Sains (M.Si)  
di  
Institut Teknologi Sepuluh November  
Oleh :**

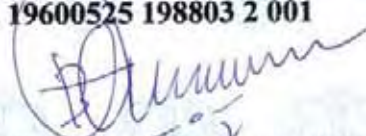
**RENY ARI NOVIYANTI  
NRP. 1313 201 715**

**Tanggal Ujian : 29 Januari 2015  
Periode Wisuda : Maret 2015**


**Disetujui Oleh:**

  
**1. Dr. Dra. Ismaini Zain, M.Si  
NIP. 19600525 198803 2 001**

**(Pembimbing)**

  
**2. Prof. Dr. Drs. I Nyoman Budiantara, M.Si  
NIP. 19650603 198903 1 003**

**(Penguji)**

  
**3. Santi Wulan Purnami, M.Si, Ph.D  
NIP. 19720923 199803 2 001**

**(Penguji)**

**Direktur Pascasarjana**

  
**Prof. Dr. Ir. Adi Soeprijanto, MT.  
NIP. 19640405 199002 1 001**



# SCAN STATISTIC DENGAN PENDEKATAN SMALL AREA ESTIMATION EMPIRICAL BAYES UNTUK MENDETEKSI KANTONG KEMISKINAN DI KEPULAUAN NIAS

Nama : Reny Ari Noviyanti  
NRP : 1313201715  
Pembimbing : Dr. Dra. Ismaini Zain, M.Si

## ABSTRAK

Kabupaten/kota yang berada di Kepulauan Nias merupakan daerah dengan persentase penduduk miskin paling tinggi dibanding kabupaten/kota lainnya di Sumatera Utara. Dalam rangka mengimplementasikan berbagai program pengentasan kemiskinan diperlukan adanya informasi daerah yang merupakan kantong kemiskinan. Salah satu metode yang bisa digunakan untuk mengidentifikasi kantong kemiskinan adalah *Scan Statistic*. Pendeteksian kantong kemiskinan pada level wilayah kecil (kecamatan) memerlukan informasi lengkap dari data populasi, sedangkan data kemiskinan pada wilayah kecil tersebut tidak tersedia. Oleh karena itu, digunakan metode *Small Area Estimation Empirical Bayes* (SAE EB) untuk mendapatkan data proporsi kemiskinan tingkat kecamatan. Untuk mendeteksi kantong kemiskinan digunakan metode *Circular Spatial Scan Statistic*. Variabel respon dalam penelitian ini adalah proporsi kemiskinan yang dihitung berdasarkan data Susenas. Variabel penyerta (*auxiliary variables*) yang digunakan bersumber dari data Potensi Desa. Selain itu, digunakan data koordinat geografis berupa letak astronomi kantor kecamatan untuk menentukan *cluster* kecamatan yang merupakan kantong kemiskinan. Kajian terhadap estimator pada *Scan Statistic* dilakukan untuk mendapatkan estimator  $p$  (probabilitas miskin didalam *scanning window*) dan  $q$  (probabilitas miskin di luar *scanning window*) yang digunakan untuk menghitung *log likelihood ratio* (LLR) dengan prosedur *maximum likelihood*. Penerapan SAE EB untuk estimasi proporsi kemiskinan tingkat kecamatan menghasilkan estimator dengan tingkat akurasi yang lebih baik. Aplikasi SAE EB pada *Scan Statistic*, berdasarkan uji hipotesis Monte Carlo diperoleh 10 (sepuluh) kantong kemiskinan dengan Gunung Sitoli Idanoi merupakan daerah kantong kemiskinan pertama yang harus menjadi prioritas pengentasan kemiskinan di Kepulauan Nias.

**Kata kunci :** Kantong kemiskinan, LLR, SAE EB, *Scan Statistic*.





# **SCAN STATISTIC APPROACH SMALL AREA ESTIMATION EMPIRICAL BAYES TO DETECT HOTSPOT POVERTY IN NIAS ISLAND**

By : Reny Ari Noviyanti  
Student Identity Number : 1313201715  
Supervisor : Dr. Dra. Ismaini Zain, M.Si

## **ABSTRACT**

The districts in Nias Islands be an areas with the highest percentage of poverty than other districts in North Sumatra. In order to implement poverty alleviation programs, it is necessary to identify area that be a hotspot poverty. One method that can be used to identify hotspot poverty is Scan Statistics. To detecting hotspot poverty at small regions (sub-districts) level are required complete information on population data, while poverty data in small area does not available. Therefore, used Small Area Estimation Empirical Bayes (SAE EB) methods to get poverty proportion data of sub-districts level. To detect hotspot poverty used Circular Spatial Scan Statistic method. Response variable in this study was poverty proportion which is calculated based on Susenas. Auxiliary variables are obtained from Potensi Desa data. In addition, the geographic coordinates of sub-districts office was used in the form of astronomical layout to determine sub-district cluster which be a hotspot poverty. The study on the Scan Statistic estimator performed to obtain estimator  $p$  (probability of poverty in the scanning window) and  $q$  (probability of poverty outside the scanning window) that is used to calculate log likelihood ratio (LLR) with maximum likelihood procedure. Application SAE EB to estimate poverty proportion of sub-district level produce estimators with better accuracy. Application SAE EB on Scan Statistics, based on Monte Carlo hypothesis testing obtained ten poverty pockets with Gunung Sitoli Idanoi should be main hotspot poverty that must be the first priority of poverty reduction in Nias Island.

**Keywords:** Hotspot poverty, SAE EB, LLR, Scan Statistics.



## KATA PENGANTAR



Alhamdulillah, segala puji bagi Allah SWT, Tuhan Yang Maha Pengasih lagi Maha Penyayang, yang telah melimpahkan ilmu, kesehatan, bimbingan, rahmat dan hidayah-Nya sehingga dengan izin-Nya penyusunan tesis dengan judul **“Scan Statistic dengan Pendekatan Small Area Estimation Empirical Bayes Untuk Mendeteksi Kantong Kemiskinan di Kepulauan Nias”** dapat terselesaikan.

Selesainya tesis ini tidak terlepas dari bimbingan, arahan, bantuan baik moril maupun materiil serta do'a tulus dan ikhlas dari berbagai pihak. Pada kesempatan ini penulis ingin menyampaikan ucapan terima kasih dan penghargaan yang setinggi-tingginya kepada:

1. Badan Pusat Statistik yang telah memberi kesempatan serta beasiswa kepada penulis untuk mengikuti Program Magister Statistika di ITS.
2. Ibu Dr. Dra. Ismaini Zain, M.Si selaku pembimbing yang telah meluangkan banyak waktu untuk memberikan bimbingan, kesabaran, arahan dan petunjuk dalam menyelesaikan tesis ini dengan berbagai keterbatasan penulis.
3. Bapak Prof. Dr. Drs. I Nyoman Budiantara, M.Si dan Ibu Santi Wulan Purnami, M.Si, Ph.D selaku penguji yang telah banyak memberikan saran dan koreksi atas penulisan tesis ini.
4. Bapak Dr. Mashuri, MT selaku Ketua Jurusan Statistika dan bapak Dr. Suhartono, M.Sc. selaku Kaprodi Pascasarjana Statistika, F-MIPA ITS beserta jajarannya yang telah memberikan fasilitas selama proses studi.
5. Bapak Dr. Drs. Brodjol Sutijo Suprih Ulama, M.Si selaku dosen wali penulis selama menuntut ilmu di ITS.
6. Bapak dan Ibu dosen Statistika ITS yang telah mencurahkan ilmu dan pengalamannya selama proses studi.
7. Teristimewa, suamiku tercinta, Dedi Kintoro, S.ST, M.Si yang selalu dengan sabar mendoakan, mendukung serta memberikan semangat saat



penulis merasa lelah berjuang menyelesaikan studi S2 ini. Anak-anakku tersayang, *the Girl's*, Rizqa Dzahra Ryantoro dan Anindya Assarah Ryantoro yang telah rela kehilangan sebagian waktu bersama mama-nya. *Thank you for your understanding and hard work during my absence. You made me proud by doing your best.*

8. Ibu Farida Ariyani dan Bapak Mulyono, orangtua penulis yang tak henti-hentinya selalu mendoakan yang terbaik buat anak-anaknya. Bude Ike n pakde Cho, bude Ephi n pakde Her, yang telah banyak membantu mengasuh Rara n Syasya selama ditinggal mamanya. Tak lupa juga pakde Hendri n tante Meme, tuk Mia n Om Robert, Dita, Virman, Hendra, dan Piki.

9. Rindang Bangung Prasetyo, temen satu angkatan STIS 40 yang sedang menempuh Program Doktor Jurusan Statistika ITS yang telah banyak membantu selama penulisan tesis. Terima kasih atas kebaikan hati dan bantuan programnya. Yudi Wahyudin dari BPS Provinsi NTB, atas sharing ilmunya. Tak lupa teman-teman di BPS Provinsi Sumatera Utara khususnya Bidang Sosial, yang tidak dapat disebutkan satu per satu,.

10. Temen-temen satu perjuangan angkatan 7 BPS, *The Great Team* (Metty, Arifah, Tika, Maya, Untung), jeng May, mas Cahyo, Ade, Hadi, Gama, Ratna, Choi, Heri, mpok Eta, mb Lilis, Nora, Devy, Rini n Aal yang telah bersama-sama dan saling memotivasi selama menempuh pendidikan. Semoga kita dapat berjumpa lagi di lain kesempatan.

11. Semua pihak yang telah membantu penyelesaian tesis ini.

Akhirnya, do'a dan harapan selalu dipanjatkan kepada Allah SWT agar ilmu yang telah diperoleh menjadi barokah dan bermanfaat bagi sesama serta dapat menjadi sarana meraih ridho-Nya. Aamiin Ya Robbal 'Alamin.

Surabaya, Februari 2015

**Penulis**



# DAFTAR ISI

## Halaman

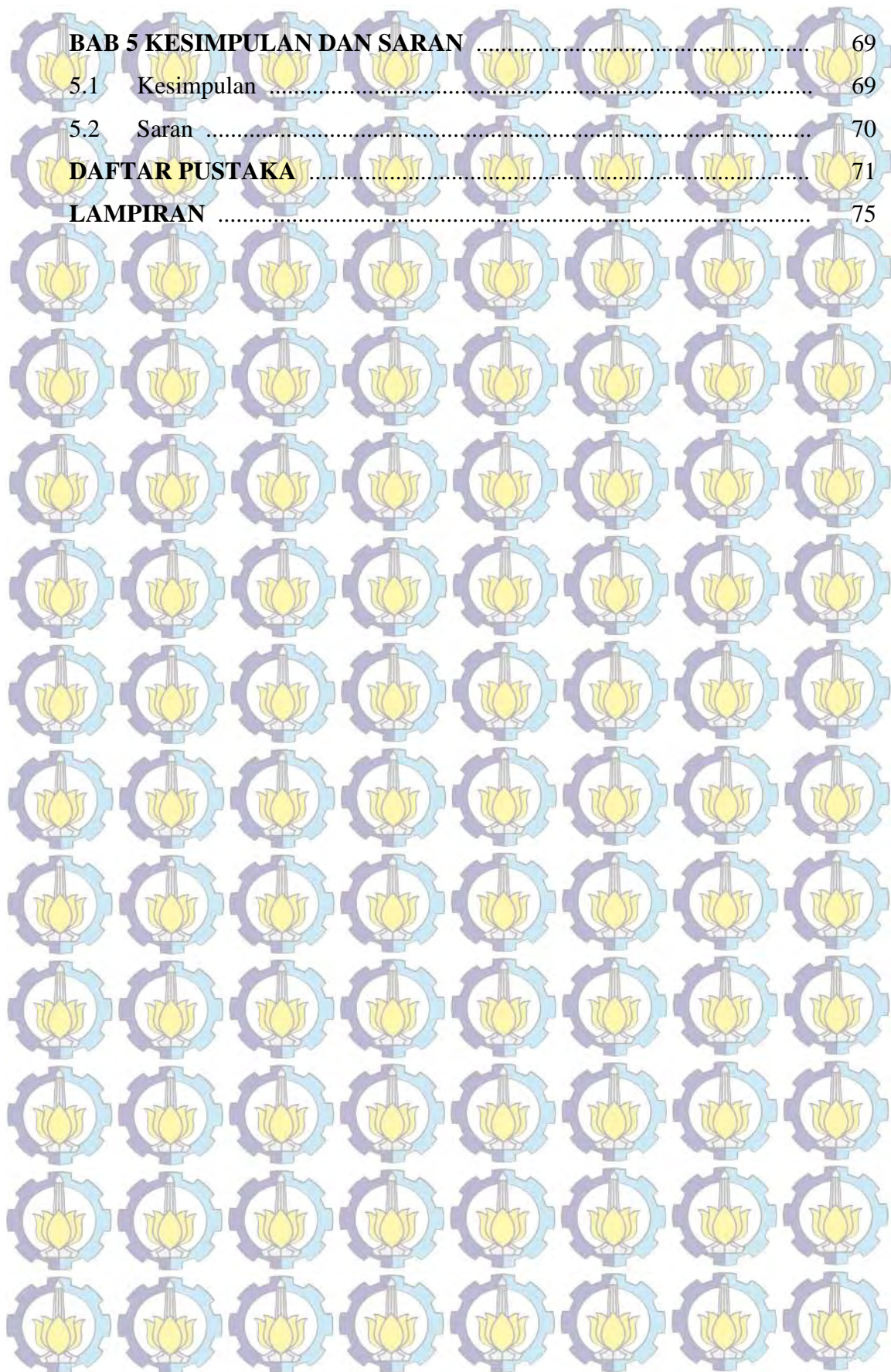
<b>LEMBAR PENGESAHAN</b> .....	i
<b>ABSTRAK</b> .....	iii
<b>ABSTRACT</b> .....	v
<b>KATA PENGANTAR</b> .....	vii
<b>DAFTAR ISI</b> .....	ix
<b>DAFTAR TABEL</b> .....	xiii
<b>DAFTAR GAMBAR</b> .....	xv
<b>DAFTAR LAMPIRAN</b> .....	xvii
<b>BAB 1 PENDAHULUAN</b> .....	1
1.1 Latar Belakang .....	1
1.2 Perumusan Masalah .....	5
1.3 Tujuan Penelitian .....	5
1.4 Manfaat Penelitian .....	6
1.5 Batasan Masalah .....	6
<b>BAB 2 TINJAUAN PUSTAKA</b> .....	7
2.1 <i>Small Area Estimation</i> (SAE) .....	7
2.1.1 <i>Small Area Estimation</i> Berbasis Area .....	8
2.1.2 <i>Small Area Estimation</i> Berbasis Unit .....	9
2.2 Pendekatan <i>Empirical Bayes</i> .....	10
2.2.1 Konsep Umum <i>Empirical Bayes</i> .....	10
2.2.2 <i>Small Area Estimation Empirical Bayes</i> (EB) .....	10
2.3 Pengujian Distribusi Data Variabel Respon .....	15
2.4 Uji Korelasi .....	16
2.5 Metode <i>Scan Statistic</i> .....	17
2.5.1 Pembentukan <i>Scanning Window</i> .....	18
2.5.2 Hipotesis .....	19
2.5.3 <i>Log Likelihood Ratio</i> .....	20
2.5.4 Pengujian Hipotesis Monte Carlo .....	21



2.6	<i>Small Area Estimation Empirical Bayes</i> pada <i>Scan Statistic</i> .....	23
2.7	Teori Kemiskinan .....	24
2.7.1	Konsep Kemiskinan .....	24
2.7.2	Sumber Data Kemiskinan .....	25
2.7.3	Metode Pengukuran Kemiskinan Makro .....	25
2.7.4	Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Kemiskinan .....	27
<b>BAB 3 METODOLOGI PENELITIAN</b> .....		31
3.1	Sumber Data .....	31
3.2	Variabel Penelitian .....	31
3.2.1	Variabel Respon .....	31
3.2.2	Variabel Penyerta ( <i>Auxiliary Variable</i> ) .....	32
3.3	Tahapan Analisis Data .....	35
<b>BAB 4 HASIL DAN PEMBAHASAN</b> .....		39
4.1	Kajian terhadap Estimasi Parameter pada <i>Scan Statistic</i> .....	39
4.2	Penerapan Metode <i>Small Area Estimation Empirical Bayes</i> (SAE EB) .....	45
4.2.1	Gambaran Umum Tingkat Kemiskinan di Kepulauan Nias ...	45
4.2.2	Estimasi Langsung Proporsi Kemiskinan .....	47
4.2.3	Estimasi Tidak Langsung dengan Metode <i>Small Area Estimation</i> .....	50
4.2.3.1	Karakteristik Variabel Respon .....	50
4.2.3.2	Deskripsi Variabel Penyerta ( <i>Auxiliary Variable</i> ) .....	51
4.2.3.3	<i>Small Area Estimation Empirical Bayes</i> (SAE EB) .....	53
4.2.4	Pengujian Asumsi Metode <i>Small Area Estimation Empirical Bayes</i> .....	58
4.2.4.1	Uji Normalitas .....	59
4.2.4.2	Uji Independensi .....	60
4.2.5	Perbandingan Hasil Estimasi Langsung dan Estimasi Tidak Langsung Metode <i>Small Area Estimation</i> .....	60
4.3	Aplikasi <i>Scan Statistic</i> dengan Pendekatan SAE <i>Empirical Bayes</i> untuk Mendeteksi Kantong Kemiskinan .....	62



<b>BAB 5 KESIMPULAN DAN SARAN</b>	69
5.1 Kesimpulan	69
5.2 Saran	70
<b>DAFTAR PUSTAKA</b>	71
<b>LAMPIRAN</b>	75





## DAFTAR TABEL

### Halaman

Tabel 3.1	Struktur Data Penelitian .....	34
Tabel 4.1	Luas Wilayah, Jumlah Rumah Tangga, Penduduk, dan Kepadatan Penduduk Menurut Kabupaten/Kota Tahun 2011.....	45
Tabel 4.2	Kondisi Sosial Ekonomi Kabupaten/Kota di Kepulauan Nias Tahun 2011 .....	46
Tabel 4.3	Garis Kemiskinan Menurut Kabupaten/Kota di Kepulauan Nias Tahun 2011 .....	48
Tabel 4.4	Nilai Statistik Proporsi Kemiskinan Hasil Estimasi Langsung....	48
Tabel 4.5	Nilai Statistik Deskriptif Variabel Penyerta Yang Digunakan...	52
Tabel 4.6	<i>Output</i> Uji Korelasi <i>Pearson</i> Antara Variabel Respon dan Variabel Penyerta .....	53
Tabel 4.7	Nilai Estimasi Parameter ( $\hat{\beta}$ ).....	55
Tabel 4.8	Nilai Statistik Proporsi Kemiskinan Hasil <i>SAE Empirical</i> <i>Bayes</i> .....	55
Tabel 4.9	Uji Korelasi <i>Pearson</i> Antara Efek Random dan <i>Sampling</i> <i>Error</i> .....	60
Tabel 4.10	Nilai Statistik MSE Estimasi Langsung dan MSE <i>Jackknife</i> .....	62
Tabel 4.11	Hasil Pendeteksian Kantong Kemiskinan di Kepulauan Nias ....	64



## DAFTAR GAMBAR

	Halaman
Gambar 2.1 Ilustrasi Pembentukan <i>Scanning Window</i> pada <i>Circular Spatial Scan Statistic</i> .....	19
Gambar 2.2 Wilayah Daerah Penolakan dalam Uji Hipotesis.....	23
Gambar 2.3 Kerangka Konseptual Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Kemiskinan.....	28
Gambar 3.1 Alur Tahapan Analisis Data .....	38
Gambar 4.1 Persentase Tingkat Kemiskinan Kabupaten/Kota di Provinsi Sumatera Utara Tahun 2008 – 2011 .....	47
Gambar 4.2 Peta Proporsi Kemiskinan Hasil Estimasi Langsung ..	49
Gambar 4.3 Karakteristik Data Proporsi Kemiskinan .....	51
Gambar 4.4 <i>Boxplot</i> Proporsi Kemiskinan Hasil Estimasi Langsung dan SAE EB .....	56
Gambar 4.5 Perbandingan Proporsi Kemiskinan Hasil Estimasi Langsung dan SAE EB .....	57
Gambar 4.6 Peta Proporsi Kemiskinan Hasil SAE <i>Empirical Bayes</i> .....	58
Gambar 4.7 Perbandingan nilai MSE Estimasi Langsung dan MSE <i>Jackknife</i> .....	61
Gambar 4.8 Hasil Pendeteksian Kantong Kemiskinan di Kepulauan Nias .....	67



# BAB 1

## PENDAHULUAN

### 1.1 Latar Belakang

Pengentasan kemiskinan merupakan tantangan global terbesar yang dihadapi dunia dan menjadi syarat mutlak bagi pembangunan berkelanjutan. Perserikatan Bangsa-Bangsa (PBB) menempatkan program pengentasan kemiskinan dan kelaparan absolut sebagai tujuan pertama dalam *Millenium Development Goals* (MDG's) yang harus dicapai pada tahun 2015. Indonesia sebagai salah satu negara anggota PBB menetapkan pengentasan kemiskinan sebagai salah satu tujuan pembangunan nasional sebagaimana yang termaktub dalam Pembukaan Undang-Undang Dasar 1945 yaitu memajukan kesejahteraan umum. Untuk mengimplementasikan berbagai program pengentasan kemiskinan diperlukan adanya informasi daerah yang merupakan kantong kemiskinan. World Bank (2007) dan TNP2K (2013) menyatakan bahwa salah satu strategi percepatan penanggulangan kemiskinan adalah program pemberdayaan kelompok masyarakat miskin dimana sasaran utamanya adalah daerah kantong-kantong kemiskinan.

Salah satu daerah di Indonesia yang mempunyai permasalahan kemiskinan cukup serius berada di Kepulauan Nias. World Bank (2007) menyebutkan bahwa dengan jumlah penduduk sebesar 20,8 persen dari total jumlah penduduk Indonesia, Sumatera dihuni oleh penduduk miskin dengan proporsi yang hampir sebanding, yaitu 21,8 persen. Angka kemiskinan mencapai 17,5 persen, sedikit lebih tinggi dari rata-rata angka kemiskinan nasional, yaitu 16,7 persen. Meskipun Sumatera relatif makmur, akan tetapi masih memiliki kantong-kantong kemiskinan yang cukup banyak, khususnya kepulauan di pantai barat Aceh, kepulauan Nias, daerah sepanjang pantai Bengkulu Selatan, dan daerah pedalaman Lampung Utara.

Kepulauan Nias yang terdiri dari lima kabupaten/kota merupakan wilayah bagian Sumatera Utara yang secara geografis terpisah dari daratan Sumatera. Kabupaten/kota yang berada di Kepulauan Nias merupakan daerah dengan



persentase penduduk miskin paling tinggi dibanding kabupaten/kota lainnya di Sumatera Utara. Pada tahun 2011, persentase penduduk miskin di Sumatera Utara adalah sebesar 10,83 persen, sedangkan Gunung Sitoli sebesar 32,12 persen, Nias Utara sebesar 30,44 persen, Nias Barat sebesar 29,32 persen, Nias Selatan sebesar 19,71 persen, dan Nias sebesar 19,11 persen. Tingginya tingkat kemiskinan di Kepulauan Nias tersebut bertolak belakang dengan predikat Sumatera Utara sebagai provinsi yang mempunyai pertumbuhan ekonomi relatif tinggi yaitu sebesar 6,63 persen sedikit diatas laju pertumbuhan ekonomi nasional yaitu 6,50 persen. Adanya fenomena yang bertolak belakang ini menandakan bahwa keberhasilan pembangunan di Sumatera Utara belum sepenuhnya mampu dirasakan oleh penduduk di Kepulauan Nias. Oleh karena itu, diperlukan adanya informasi prioritas lokasi pengentasan kemiskinan melalui keberadaan kantong-kantong kemiskinan dalam wilayah kecil di Kepulauan Nias sehingga program pengentasan kemiskinan bisa berjalan lebih efektif dan tepat sasaran.

Salah satu metode yang bisa digunakan untuk mengidentifikasi daerah yang merupakan kantong kemiskinan adalah *Scan Statistic*. *Scan Statistic* merupakan metode dalam geoinformatika yang mempertimbangkan unsur spasial untuk mendeteksi dan mengevaluasi pengelompokan daerah (*cluster*) yang mempunyai potensi tinggi atau rendah dari suatu kejadian, serta menguji parameter proporsi satu daerah dibandingkan dengan proporsi daerah lain secara statistika (Jung, dkk, 2007). Metode *Scan Statistic* pertama kali diperkenalkan oleh Kulldorff dan Nagarwala (1995) untuk mendeteksi *cluster* (wilayah) yang mempunyai potensi lebih tinggi dibandingkan dengan wilayah lain berdasarkan lokal-ruang atau ruang-waktu dalam data level grup menggunakan jendela sirkular/silindrikan (lingkaran). *Scan Statistic* digunakan untuk mendeteksi kelompok daerah yang merupakan *most likely cluster* (MLC) melalui proses titik (Kulldorff, 1997). Kelompok daerah tersebut diperoleh dengan melakukan proses *scanning* pada sebuah jendela atau area yang diteliti dan mencatat jumlah pengamatan serta pengamatan yang diharapkan di dalam setiap area. Kulldorff (1997) mengembangkan dua model yaitu model *Poisson* dan model *Bernoulli*. Selain model diskret, model data kontinu juga dikembangkan oleh Kulldorff, Huang, Konty (2010).



Metode *Scan Statistic* terdiri dari *Circular Spatial Scan Statistic* yang diperkenalkan oleh Martin Kulldorff tahun 1997, *Upper Level Set Scan Statistic* (*Non Circular Spatial Scan Statistic*) yang diperkenalkan oleh Patil dan Taillie tahun 2003, dan *Flexibly Shaped Spatial Scan Statistic* yang diperkenalkan pertama kali oleh Toshiro Tango dan Kunihiro Takahashi pada tahun 2005. Perbedaan ketiga metode tersebut terletak pada proses pembentukan *scanning window* yang akan dijadikan sebagai dasar penentuan *hotspot* atau *most likely cluster*. Tango (2005) menyebutkan bahwa penentuan daerah yang merupakan *most likely cluster* menggunakan metode *Circular Spatial Scan Statistic* mempunyai kemampuan lebih tinggi dibandingkan dengan metode lainnya apabila *cluster* yang dideteksi berbentuk sirkular.

Informasi lengkap tentang populasi sangat diperlukan dalam *Scan Statistic* agar *cluster* spasial pada suatu daerah dapat terdeteksi secara tepat, sehingga tindakan atau kebijakan yang lebih baik dapat dilakukan. Permasalahannya, untuk mendeteksi kantong kemiskinan pada level wilayah kecil (kecamatan) dengan menggunakan *Scan Statistic*, data kemiskinan pada wilayah kecil tersebut tidak tersedia. Selama ini data kemiskinan makro yang dihitung oleh Badan Pusat Statistik (BPS) hanya tersedia sampai level kabupaten/kota yang disebabkan oleh keterbatasan jumlah sampel Survei Sosial Ekonomi Nasional (Susenas) sebagai dasar penghitungan kemiskinan. Ukuran sampel pada area umumnya sangat kecil sehingga statistik yang diperoleh akan memiliki varians yang besar. Selain itu, estimasi tidak dapat dilakukan karena ada beberapa area yang tidak terpilih sebagai sampel, sehingga kesimpulan yang dihasilkan tidak dapat menggambarkan keadaan yang sebenarnya. Apabila dilakukan penambahan jumlah sampel maka akan terkendala oleh biaya dan tenaga yang cukup besar serta waktu yang relatif lama. Upaya lain yang bisa dilakukan adalah mengoptimalkan data yang tersedia dengan menggunakan metode *Small Area Estimation* (SAE) untuk mendapatkan data proporsi kemiskinan pada wilayah kecil (kecamatan).

*Small Area Estimation* merupakan suatu teknik statistika yang digunakan untuk menduga parameter-parameter dari sub populasi yang ukuran sampelnya lebih kecil dengan memanfaatkan informasi tambahan (*auxiliary variable*) dari



domain besar (data sensus atau survei) untuk menduga parameter yang menjadi perhatian pada domain yang lebih kecil (Longford, 2005). Metode SAE pertama kali diperkenalkan oleh Fay dan Herriot pada tahun 1979. Berdasarkan ketersediaan datanya model *small area* terbagi menjadi dua, yaitu model level area dan model level unit. Metode dalam SAE terdiri dari *Hierarchical Bayes* (HB), *Empirical Bayes* (EB), dan *Empirical Best Linier Unbiased Prediction* (EBLUP).

Metode EBLUP mengestimasi parameter yang meminimumkan *mean square error* dengan mensubstitusi komponen varians yang tidak diketahui dengan estimator varians melalui data sampel. Dalam metode *Empirical Bayes*, parameter model diestimasi dari distribusi marginal data untuk selanjutnya inferensi didasarkan pada distribusi posterior dari variabel yang diamati. Kemudian dalam metode *Hierarchical Bayes*, estimasi didasarkan pada distribusi posterior dimana parameter diestimasi dengan rata-rata posterior dan presisinya diukur dengan varians posteriornya (Ghosh dan Rao, 1994).

Metode SAE yang digunakan untuk memperoleh estimator sebagai input *Scan Statistic* dalam penelitian ini adalah *Empirical Bayes*. Hal ini didasarkan karena metode *Empirical Bayes* merupakan metode estimasi parameter pada area kecil yang didasarkan pada model bayes dimana inferensia yang diperoleh berdasar pada estimasi distribusi posterior dari variabel yang diamati. Metode *Empirical Bayes* dikembangkan karena metode bayes sulit digunakan dan kadang sangat sensitif karena membutuhkan penaksiran peluang tertentu yang sangat sulit ditaksir (Good, 1980). Kismiantini (2007) menyebutkan kelebihan metode *Empirical Bayes* yaitu mampu menampung informasi antar area untuk mereduksi *mean square error*.

Beberapa penelitian yang menggunakan *Scan Statistic* untuk mendeteksi kantong kemiskinan diantaranya dilakukan oleh Betti, dkk (2006) yang menggunakan *Upper Level Set Scan Statistic* untuk mengidentifikasi *poverty hotspot* di Albania. Helmet (2010) menggunakan *Multivariate Circular Spatial Scan Statistic* untuk mendeteksi kabupaten/kota di Pulau Jawa yang merupakan daerah kantong kemiskinan, penerima raskin, dan pelayanan kesehatan gratis. Nurcahayani (2013) menggunakan metode *Flexibly Shaped Spatial Scan Statistic*



untuk mendeteksi kantong kemiskinan di Kabupaten Kulonprogo, Bantul, dan Gunungkidul.

Untuk mendeteksi kantong kemiskinan pada area kecil, Siswantining (2013) membandingkan pendekatan SAE HB spasial, EBLUP, dan SEBLUP dalam *Spatial Scan Statistic*. Hasil penelitian menyimpulkan SAE yang digunakan untuk menduga parameter daerah secara lengkap baik daerah tersurvei atau tidak dapat diterapkan pada *Scan Statistic* karena mempunyai bias kecil dan konsisten sehingga cukup efektif untuk mendeteksi kantong kemiskinan level desa/kelurahan di Kabupaten Jember.

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan terlihat bahwa dengan mengaplikasikan SAE pada *Scan Statistic* akan memberikan penghematan biaya, waktu dan tenaga dalam menentukan daerah kantong kemiskinan karena penelitian tidak perlu dilakukan untuk seluruh populasi, tetapi cukup dengan memanfaatkan data atau informasi administrasi yang tersedia. Oleh karena itu, dalam penelitian ini diusulkan penggunaan metode *Scan Statistic* berbasis SAE *Empirical Bayes* untuk mendeteksi kantong kemiskinan di Kepulauan Nias.

## 1.2 Perumusan Masalah

Perumusan masalah dalam penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Bagaimana estimasi parameter pada *Scan Statistic* dengan menggunakan estimator hasil SAE *Empirical Bayes*?
2. Bagaimana mendapatkan estimasi proporsi kemiskinan level kecamatan di Kepulauan Nias dengan menggunakan metode SAE *Empirical Bayes*?
3. Bagaimana menerapkan SAE *Empirical Bayes* pada *Scan Statistic* untuk mendeteksi kantong kemiskinan di Kepulauan Nias?

## 1.3 Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah yang telah diuraikan, maka tujuan dari penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Melakukan kajian terhadap estimasi parameter pada *Scan Statistic* dengan menggunakan estimator hasil SAE *Empirical Bayes*.



2. Menerapkan metode SAE *Empirical Bayes* untuk mendapatkan estimasi proporsi kemiskinan level kecamatan di Kepulauan Nias.
3. Mengaplikasikan SAE *Empirical Bayes* pada *Scan Statistic* untuk mendeteksi kantong kemiskinan di Kepulauan Nias.

#### 1.4 Manfaat Penelitian

Penelitian ini diharapkan dapat memberikan manfaat sebagai berikut.

1. Bagi Perkembangan Ilmu Pengetahuan  
Mengembangkan wawasan statistika mengenai metode *Scan Statistic* berbasis *Small Area Estimation Empirical Bayes*.
2. Bagi Pemerintah  
Menjadi referensi dan bahan evaluasi keberhasilan pembangunan serta memberikan masukan kepada pemerintah dalam merancang program dan kebijakan penanggulangan kemiskinan yang efektif pada level kecamatan di Kepulauan Nias.

#### 1.5 Batasan Masalah

Batasan masalah pada penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Metode SAE yang digunakan adalah *Empirical Bayes* berbasis level area.
2. *Scan Statistic* yang digunakan adalah *Circular Spatial Scan Statistic* model bernoulli.
3. Konsep kemiskinan yang digunakan dalam penelitian adalah kemiskinan makro, dimana penduduk miskin didefinisikan sebagai penduduk yang memiliki rata-rata pengeluaran per kapita per bulan di bawah garis kemiskinan.



## BAB 2

### TINJAUAN PUSTAKA

Pada bab ini diuraikan tinjauan pustaka dari beberapa literatur yang menjadi landasan teori dalam penelitian, diantaranya adalah sebagai berikut.

#### 2.1 *Small Area Estimation* (SAE)

*Small Area Estimation* (SAE) merupakan metode estimasi tidak langsung (*indirect estimation*) yang mengkombinasikan antara data survei dengan data pendukung lain misalnya dari data sensus sebelumnya yang memuat variabel dengan karakteristik yang sama dengan data survei sehingga dapat digunakan untuk menduga area yang lebih kecil dan memberikan tingkat akurasi yang lebih baik (Rao, 2003). Ada dua masalah pokok dalam teknik SAE. Pertama, bagaimana menghasilkan suatu estimasi parameter yang cukup baik di suatu wilayah/area dengan ukuran sampel yang relatif kecil. Kedua, bagaimana menduga nilai *Mean Square Error* (MSE) dari estimasi parameter yang dihasilkan. Kedua masalah tersebut dapat dipecahkan dengan cara meminjam informasi variabel penyerta yang berasal dari dalam area, dari luar area maupun dari luar survei (Pfefferman, 2005).

Estimasi parameter pada suatu domain dalam SAE dapat dilakukan dengan menggunakan metode estimasi langsung (*direct estimate*) maupun metode estimasi tidak langsung (*indirect estimate*). Dalam estimasi tidak langsung terdapat 2 (dua) jenis model penghubung yaitu model implisit dan eksplisit. Model implisit merupakan model yang menghubungkan *small area* yang satu dengan *small area* lainnya melalui informasi tambahan (*auxiliary variables*). Terdapat 3 (tiga) metode dalam estimasi tidak langsung dengan model implisit, yaitu estimator sintetik, komposit dan James-Stein.

Berbeda dengan model implisit, model eksplisit termasuk dalam *mixed model* yang mengandung pengaruh acak *small area*. Pengaruh acak tersebut menjelaskan variansi antar *small area* yang belum dijelaskan oleh *auxiliary variables* yang terkandung dalam model. Estimasi tidak langsung dengan model



eksplisit terbagi menjadi 3 (tiga) metode yaitu *Empirical Best Linier Unbiased Prediction* (EBLUP), *Empirical Bayes* (EB), dan *Hierarchical Bayes* (HB). Metode EBLUP merupakan metode yang dapat diterapkan pada *linier mixed model* dan untuk data kontinu, sedangkan untuk data kategorik biner serta data cacahan digunakan metode EB atau HB. Menurut Rao (2003), model *small area* dikelompokkan menjadi dua jenis yaitu *Small Area Estimation* berbasis area dan unit.

### 2.1.1 *Small Area Estimation* Berbasis Area

Pada model *Small Area Estimation* berbasis area, data pendukung yang tersedia hanya sampai level area. Model level area menghubungkan estimator langsung *small area* dengan data pendukung dari domain lain untuk setiap area. Misalkan  $N$  merupakan banyaknya *small area* dalam suatu populasi, maka untuk kepentingan *Small Area Estimation* (SAE) hanya diambil sampel sebanyak  $m$  area. Diasumsikan  $\theta_i$  merupakan fungsi yang menghubungkan parameter  $\beta$  dengan variabel prediktor dari area kecil yaitu  $\mathbf{x}_i^T = (x_{i1}, \dots, x_{ip})^T$ . Parameter *small area* yang ingin diamati adalah  $\theta_i$ . Rao (2003) menyatakan bahwa model linier yang menjelaskan hubungan tersebut adalah:

$$\theta_i = \mathbf{x}_i^T \beta + z_i v_i \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (2.1)$$

dengan

$\beta = (\beta_1, \dots, \beta_p)^T$  adalah koefisien regresi berukuran  $p \times 1$

$z_i$  = konstanta positif yang diketahui

$v_i$  = pengaruh acak *small area*, diasumsikan  $v_i \sim iid N(0, \sigma_v^2)$

Dalam membuat kesimpulan tentang populasi di bawah model (2.1), diasumsikan bahwa nilai estimasi langsung  $\hat{\theta}_i$  diketahui maka dapat dinyatakan sebagai berikut.

$$\hat{\theta}_i = \theta_i + e_i \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (2.2)$$

dimana  $e_i$  adalah *sampling error*, diasumsikan  $e_i \sim iid N(0, \psi_i)$ .



Rao (2003) menjelaskan bahwa model SAE untuk level area terdiri dari dua tingkat komponen model yaitu komponen model estimasi tidak langsung sesuai dengan persamaan (2.1) dan komponen model estimasi langsung sesuai persamaan (2.2). Model pada persamaan (2.1) dan (2.2) jika digabung akan membentuk persamaan sebagai berikut:

$$\hat{\theta}_i = \mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta} + z_i v_i + e_i \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (2.3)$$

Model persamaan (2.3) dikenal sebagai model Fay-Herriot, dimana variansi variabel respon di dalam area kecil diasumsikan dapat diterangkan oleh hubungan variabel respon dengan informasi tambahan yang disebut model pengaruh tetap (*fixed effect model*). Selain itu terdapat komponen variansi spesifik area kecil yang tidak dapat diterangkan oleh informasi tambahan dan disebut sebagai komponen pengaruh acak (*random effect model*) area kecil. Gabungan dari kedua asumsi tersebut membentuk model pengaruh campuran (*mixed model*).

### 2.1.2 Small Area Estimation Berbasis Unit

Pada model *Small Area Estimation* berbasis unit diasumsikan bahwa data variabel penyerta unit  $\mathbf{x}_{ij}^T = (x_{ij1}, x_{ij2}, \dots, x_{ijp})^T$  tersedia untuk setiap elemen ke- $j$  pada area ke- $i$  namun kadang cukup dengan rata-rata populasi  $\bar{x}_{ij}$  diketahui saja. Selanjutnya variabel respon  $y_{ij}$  diasumsikan berkaitan dengan  $x_{ij}$  sehingga bentuk persamaan model SAE berbasis unit adalah:

$$y_{ij} = \mathbf{x}_{ij}^T \boldsymbol{\beta} + e_i + u_{ij} \quad j = 1, 2, \dots, n_i \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (2.4)$$

dimana  $e_i$  diasumsikan sebagai variabel random yang *iid*, sedangkan  $u_{ij} = c_{ij} \tilde{u}_{ij}$  dengan  $c_{ij}$  adalah konstanta dan  $\tilde{u}_{ij}$  adalah variabel random yang *iid* dan bebas terhadap  $e_i$  dimana  $E(\tilde{u}_{ij}) = 0$  dan  $Var(\tilde{u}_{ij}) = \sigma_u^2$ . Seringkali diasumsikan bahwa  $e_i$  dan  $u_{ij}$  berdistribusi normal.

Rao (2003) menyebutkan bahwa dengan mengasumsikan sebuah sampel berukuran  $n_i$  diambil dari populasi berukuran  $N$  di area ke- $i$  dan penarikan sampel dalam setiap area diambil secara acak sederhana, maka model persamaan (2.4) dapat dinyatakan dalam bentuk matriks sebagai berikut.



$$\mathbf{y}_i^N = \begin{bmatrix} \mathbf{y}_i \\ \mathbf{y}_i^* \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{X}_i \\ \mathbf{X}_i^* \end{bmatrix} \boldsymbol{\beta} + e_i \begin{bmatrix} \mathbf{1}_i \\ \mathbf{1}_i^* \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} u_i \\ u_i^* \end{bmatrix} \quad (2.5)$$

dimana  $\mathbf{y}_i^*$  menyatakan unit-unit yang tidak terambil dalam sampel.

## 2.2 Pendekatan *Empirical Bayes*

### 2.2.1 Konsep Umum *Empirical Bayes*

Metode *Empirical Bayes* (EB) merupakan metode estimasi parameter pada SAE yang didasarkan pada metode Bayes dimana inferensia yang diperoleh berdasar pada estimasi distribusi posterior dari variabel yang diamati. Kimura (2007) mengatakan bahwa secara matematis, metode *Empirical Bayes* (EB) dapat digambarkan sebagai prosedur statistik yang mempunyai langkah-langkah yang jelas.

Pada estimasi parameter metode bayes, langkah awal yang dilakukan adalah mendapatkan distribusi posterior untuk parameter yang diamati dinotasikan  $f(\theta_i | y_i, \boldsymbol{\beta}, \sigma_v^2)$ , dengan asumsi  $\boldsymbol{\beta}$  dan  $\sigma_v^2$  diketahui. Pada metode *Empirical Bayes*, inferensia yang diperoleh berdasar pada estimasi distribusi posterior dari  $\theta_i$  dengan memasukkan nilai estimasi  $\boldsymbol{\beta}$  dan  $\sigma_v^2$  yaitu  $f(\theta_i | y_i, \hat{\boldsymbol{\beta}}, \hat{\sigma}_v^2)$ .

Rao (2003) menyatakan bahwa metode *Empirical Bayes* (EB) dalam konteks *Small Area Estimation* secara ringkas adalah:

1. Mendapatkan fungsi kepadatan peluang akhir (posterior) dari parameter area kecil.
2. Menduga parameter model dari fungsi kepadatan peluang marginal.
3. Menggunakan fungsi kepadatan peluang posterior untuk membuat inferensi parameter area kecil.

### 2.2.2 *Small Area Estimation Empirical Bayes (EB)*

Pada penelitian ini untuk menentukan proporsi kemiskinan. Misalkan  $y_i$  adalah proporsi area lokal ke- $i$  yang memiliki karakteristik tertentu. Pada metode estimasi langsung (*direct estimation*) dalam kerangka sampel yang diambil dalam setiap area lokal ke- $i$ ,  $y_i$  dapat ditulis sebagai berikut.



$$y_i = \frac{\sum_j y_{ij}}{n_i} \quad (2.6)$$

dimana

$y_{ij}$  = nilai nol atau satu, tergantung dari apakah individu ke- $j$  pada area lokal ke- $i$

memenuhi karakteristik tertentu yang ingin diperhatikan.

$n_i$  = ukuran sampel dari area lokal ke- $i$ .

$i = 1, \dots, m$ , dengan  $m$  adalah banyaknya kecamatan yang terpilih sebagai *small area*.

Pada metode estimasi langsung, nilai *mean square error* (MSE) dirumuskan sebagai berikut.

$$MSE(y_i) = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y})^2}{n_i - 1} \quad (2.7)$$

Data dari variabel pendukung (*auxiliary variables*) diikutsertakan dalam model. Data pendukung tersedia hanya sampai pada level area yaitu  $\mathbf{x}_i^T = (x_{i1}, \dots, x_{ip})^T$ . Dengan menggunakan model pada persamaan (2.3) dimana

$v_i \sim iid N(0, \sigma_v^2)$  dan  $e_i \sim iid N(0, \psi_i)$ ,  $v_i$  dan  $e_i$  saling bebas,  $\boldsymbol{\beta}$  dan  $\sigma_v^2$  tidak diketahui sedangkan  $\psi_i$  diasumsikan diketahui, selanjutnya merupakan estimator Bayes untuk  $p_i$ , dengan mengikuti model Bayes sebagai berikut.

(i)  $y_i | p_i \sim N(p_i, \psi_i)$

(ii)  $p_i \sim N(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}, \sigma_v^2)$  adalah sebaran prior untuk  $p_i$ ,  $i = 1, 2, \dots, m$

Model Bayes tersebut dapat dijelaskan sebagai berikut.

$$f(y_i | p_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\psi_i}} \exp\left[-\frac{1}{2\psi_i}(y_i - p_i)^2\right] \quad (2.8)$$

dan

$$\mu(p_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_v^2}} \exp\left[-\frac{1}{2\sigma_v^2}(p_i - \mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta})^2\right] \quad (2.9)$$



Fungsi kepekatan peluang ketika diberikan data berdasarkan model (2.8) dan (2.9) adalah sebagai berikut.

$$f(p_i | y_i) = \frac{f(y_i | p_i) g(p_i)}{\int f(y_i | p_i) g(p_i) dp_i} \propto f(y_i | p_i) g(p_i) \quad (2.10)$$

dan

$$f(y_i, p_i | \boldsymbol{\beta}, \sigma_v^2) = \prod_{i=1}^m \frac{1}{\sqrt{2\pi\psi_i}} \exp\left[-\frac{1}{2\psi_i}(y_i - p_i)^2\right] + \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_v^2}} \exp\left[-\frac{1}{2\sigma_v^2}(p_i - \mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta})^2\right] \quad (2.11)$$

untuk  $y_i = (y_1, \dots, y_m)^T$  dan  $p_i = (p_1, \dots, p_m)^T$ .

Fungsi eksponensial tanpa memperhatikan faktor  $\left(-\frac{1}{2}\right)$  dari  $f(y_i, p_i | \boldsymbol{\beta}, \sigma_v^2)$ , adalah

$$\begin{aligned} f(y_i, p_i | \boldsymbol{\beta}, \sigma_v^2) &= \left[ \frac{1}{\psi_i} (y_i - p_i)^2 \right] + \left[ \frac{1}{\sigma_v^2} (p_i - \mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta})^2 \right] \\ &= \frac{1}{\psi_i} (y_i^2 - 2y_i p_i + p_i^2) + \frac{1}{\sigma_v^2} (p_i^2 - 2p_i (\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}) + (\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta})^2) \\ &= \left[ \frac{1}{\psi_i} + \frac{1}{\sigma_v^2} \right] \left\{ p_i - \frac{\left[ \frac{y_i}{\psi_i} + \frac{\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}}{\sigma_v^2} \right]}{\left[ \frac{1}{\psi_i} + \frac{1}{\sigma_v^2} \right]} \right\}^2 + a_i^* \end{aligned} \quad (2.12)$$

dengan  $a_i^*$  adalah konstanta dan bebas dari  $p_i$  sehingga fungsi kepekatan posterior mengikuti sebaran normal dengan mean dan varians sebagai berikut.

$$(p_i | y_i, \boldsymbol{\beta}, \sigma_v^2) \sim N \left[ \left( \frac{\sigma_v^2 y_i + \psi_i \mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}}{\sigma_v^2 + \psi_i} \right), \left( \frac{1}{\psi_i} + \frac{1}{\sigma_v^2} \right)^{-1} \right] \quad (2.13)$$

$$(p_i | y_i, \boldsymbol{\beta}, \sigma_v^2) \sim N \left[ x_i^T \boldsymbol{\beta} + \frac{\sigma_v^2}{\sigma_v^2 + \psi_i} (y_i - \mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}), \left( \frac{\sigma_v^2 \psi_i}{\sigma_v^2 + \psi_i} \right) \right] \quad (2.14)$$



Sehingga diperoleh estimator bayes untuk  $p_i$  adalah:

$$\hat{p}_i^B = E(p_i | y_i, \boldsymbol{\beta}, \sigma_v^2) = \mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta} + \left(1 - \frac{\psi_i}{\sigma_v^2 + \psi_i}\right) (y_i - \mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}) \quad (2.15)$$

$$MSE(\hat{p}_i^B) = Var(p_i | y_i, \boldsymbol{\beta}, \sigma_v^2) = \frac{\sigma_v^2 \psi_i}{(\sigma_v^2 + \psi_i)} \quad (2.16)$$

Parameter yang diestimasi adalah  $\sigma_v^2$  dan  $\boldsymbol{\beta}$ . Metode yang digunakan untuk mengestimasi parameter  $\sigma_v^2$  adalah *Restricted/Residual Maximum Likelihood (REML)*, sedangkan parameter  $\boldsymbol{\beta}$  dapat diestimasi dengan metode *Weighted Least Square (WLS)*. Oleh karena  $\sigma_v^2$  dan  $\boldsymbol{\beta}$  diestimasi sehingga diperoleh estimator *Empirical Bayes* sebagai berikut.

$$\hat{p}_i^{EB} = \mathbf{x}_i^T \hat{\boldsymbol{\beta}} + \left(1 - \frac{\psi_i}{\hat{\sigma}_v^2 + \psi_i}\right) (y_i - \mathbf{x}_i^T \hat{\boldsymbol{\beta}}) \quad (2.17)$$

Estimator MSE *Empirical Bayes* adalah sebagai berikut:

$$MSE(\hat{p}_i^{EB}) = Var(p_i | y_i, \hat{\boldsymbol{\beta}}, \hat{\sigma}_v^2) = \frac{\hat{\sigma}_v^2 \psi_i}{(\hat{\sigma}_v^2 + \psi_i)} \quad (2.18)$$

Persamaan diatas dapat dicari sepanjang nilai  $\psi_i$  diketahui. Nilai  $\psi_i$  adalah nilai varians *sampling error* yang diasumsikan diketahui. Adapun nilai  $\psi_i$  diestimasi dengan nilai  $s_i^2$  yang merupakan varians dari variabel respon pada setiap area. Setelah diperoleh nilai  $\hat{\sigma}_v^2$  maka dilakukan estimasi terhadap nilai  $\hat{\boldsymbol{\beta}}$  dengan menurunkan terhadap  $\boldsymbol{\beta}$ .

Estimasi parameter  $\boldsymbol{\beta}$  menggunakan metode *Weighted Least Square (WLS)*. Berdasarkan persamaan (2.3), diperoleh nilai harapan  $\theta_i$  jika  $v_i$  diketahui adalah  $E(\theta_i | v_i) = \mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta} + z_i v_i$ , dengan varians  $\psi_i$ . Distribusi marginal untuk  $\theta_i$  adalah menyebar normal dengan nilai tengah  $\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}$  dan varians  $V$  dimana  $V = diag(\sigma_v^2 + \psi_1, \sigma_v^2 + \psi_2, \dots, \sigma_v^2 + \psi_i)$  sehingga log likelihood untuk  $(\boldsymbol{\beta}, \theta_i)$  adalah sebagai berikut.

$$\log L(\boldsymbol{\beta}, \theta_i) = -\frac{1}{2} \log |V| - \frac{1}{2} (y_i - \mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta})^T V^{-1} (y_i - \mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}) \quad (2.19)$$



Jika  $\theta_i$  *fixed* (tetap) maka estimator bagi  $\beta$  merupakan penyelesaian dari metode kuadrat terkecil tertimbang (*weighted least square*) sebagai berikut.

$$(\mathbf{x}_i^T V^{-1} \mathbf{x}_i) \beta = \mathbf{x}_i^T V^{-1} y_i$$

$$\beta = (\mathbf{x}_i^T V^{-1} \mathbf{x}_i)^{-1} \mathbf{x}_i^T V^{-1} y_i \quad (2.20)$$

Setelah diperoleh estimator *Empirical Bayes* pada persamaan (2.17), langkah selanjutnya adalah menghitung nilai *mean square error* (MSE). Penghitungan nilai *mean square error* (MSE) pada SAE EB menggunakan metode *jackknife*. Estimator MSE menjadi *underestimate* yang disebabkan adanya estimasi pada nilai  $\sigma_v^2$  dan  $\beta$  sehingga hal tersebut dikoreksi dengan menggunakan pendekatan *jackknife*. Metode *jackknife* diperkenalkan oleh Tukey pada tahun 1958 dan berkembang menjadi suatu metode yang dapat mengoreksi bias suatu estimator dengan menghapus observasi/unit ke- $i$  ( $i = 1, 2, \dots, m$ ) dan selanjutnya melakukan estimasi parameter.

Langkah-langkah pendekatan *jackknife* dalam menduga MSE dugaan *Empirical Bayes* jika  $MSE(\hat{p}_i^B) = \sigma_v^2 \psi_i / (\sigma_v^2 + \psi_i) = g_{1i}(\sigma_v^2)$  dimana  $\sigma_v^2$  diduga oleh  $s_v^2$  adalah sebagai berikut (Kurnia dan Notodiputro, 2006).

1. Hitung nilai  $h_{1i}$  dengan rumus:

$$h_{1i} = g_{1i}(s_v^2) - \left( \frac{m-1}{m} \right) \sum_{u=1}^m \left[ g_{1i}(s_{v(-u)}^2) - g_{1i}(s_v^2) \right] \quad (2.21)$$

dimana  $g_{1i}(s_{v(-u)}^2)$  diperoleh dengan menghapus pengamatan ke- $u$  pada himpunan data  $g_{1i}(s_v^2)$ .

2. Hitung nilai  $h_{2i}$  dengan rumus:

$$h_{2i} = \left( \frac{m-1}{m} \right) \sum_{u=1}^m \left[ (\hat{p}_{i(-u)}^{EB}) - (\hat{p}_i^{EB}) \right]^2 \quad (2.22)$$

dimana  $(\hat{p}_{i(-u)}^{EB})$  diperoleh dengan menghapus pengamatan ke- $u$  pada himpunan data  $(\hat{p}_i^{EB})$ .



3. Hitung nilai MSE:

$$MSE(\hat{p}_i^{EB}) = h_{1i} + h_{2i} \quad (2.23)$$

Untuk mengevaluasi kebaikan dari model SAE, dilakukan perbandingan hasil estimasi dengan menggunakan SAE dengan hasil estimasi langsung. Menurut Rao (2003) estimator langsung merupakan estimator yang hanya digunakan apabila semua area dalam suatu populasi digunakan sebagai sampel dan estimator ini berbasis desain sampling. Data sampel dari suatu survei dapat digunakan untuk mendapatkan estimasi langsung yang dapat dipercaya bagi suatu area besar atau domain. Ramsini et al. (2001) menyebutkan bahwa nilai hasil estimasi langsung pada suatu area kecil merupakan estimator tak bias meskipun memiliki ragam yang besar dikarenakan dugaannya diperoleh dari ukuran sampel yang kecil.

### 2.3 Pengujian Distribusi Data Variabel Respon

Untuk mengetahui kesesuaian antara pola distribusi data yang diamati dengan pola distribusi yang dipilih maka dilakukan pengujian distribusi data. Pada penelitian ini digunakan uji Anderson-Darling untuk pengujian distribusi data variabel respon. Uji Anderson-Darling merupakan modifikasi dari uji Kolmogorov-Smirnov dimana dilakukan penggabungan fungsi bobot sehingga uji Anderson Darling menjadi lebih fleksibel (Anderson dan Darling, 1952). Formula hipotesis uji Anderson-Darling adalah sebagai berikut:

$H_0$  : Data berdistribusi normal

$H_1$  : Data tidak berdistribusi normal

Menurut Anderson dan Darling (1952), misal  $x_1 \leq x_2 \leq \dots \leq x_n$  dimana  $n$  adalah banyaknya pengamatan, maka statistik uji adalah sebagai berikut.

$$w_n^2 = -n - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (2i-1) [\log u_i + \log (1 - u_{n-i+1})] \quad (2.24)$$

dimana  $u_i = F(x_i)$  merupakan fungsi distribusi kumulatif. Nilai kritis dari uji Anderson-Darling dirumuskan sebagai berikut.



$$CV = \frac{0,752}{1 + \frac{0,75}{n} + \frac{2,25}{n^2}} \quad (2.25)$$

dimana CV (*Critical Value*) adalah nilai kritis.  $H_0$  ditolak jika nilai  $w_n^2 > CV$ . Selain itu penolakan  $H_0$  juga dapat ditentukan berdasarkan *p-value*. Jika *p-value* kurang dari  $\alpha$  maka  $H_0$  ditolak yang artinya data tidak berdistribusi normal.

## 2.4 Uji Korelasi

Untuk mengetahui keeratn hubungan antar variabel penyerta ( $x_i$ ) dengan variabel respon ( $y_i$ ) dilakukan uji korelasi Pearson. Koefisien korelasi dirumuskan sebagai berikut.

$$r_{x,y} = \frac{n \sum_{i=1}^n x_i y_i - \sum_{i=1}^n x_i \sum_{i=1}^n y_i}{\sqrt{n \sum_{i=1}^n x_i^2 - \left( \sum_{i=1}^n x_i \right)^2} \sqrt{n \sum_{i=1}^n y_i^2 - \left( \sum_{i=1}^n y_i \right)^2}} \quad (2.26)$$

Berdasarkan nilai koefisien korelasi tersebut dilakukan uji korelasi Pearson untuk menguji apakah  $r$  tersebut signifikan atau tidak. Jika  $r_{x,y}$  signifikan, disimpulkan bahwa antar variabel berkorelasi. Jika hasil uji menunjukkan hasil yang tidak signifikan, maka antar variabel tidak berkorelasi. Hipotesis yang digunakan dalam uji korelasi adalah sebagai berikut.

$$H_0 : \rho = 0$$

$$H_1 : \rho \neq 0$$

Statistik uji yang digunakan adalah:

$$t_0 = \frac{r\sqrt{n-2}}{\sqrt{1-r^2}} \quad (2.27)$$

Jika  $t_0 > t_{tabel}$  dengan derajat bebas  $v = n - 2$  atau nilai *p-value* yang diperoleh kurang dari  $\alpha$  maka  $H_0$  ditolak artinya terdapat korelasi antara dua variabel yang dibandingkan.



## 2.5 Metode Scan Statistic

Metode *Scan Statistic* pertama kali dikenalkan oleh Kulldorf dan Nagarwala (1995) untuk mendeteksi *cluster* (wilayah) yang mempunyai potensi lebih tinggi dibandingkan dengan wilayah lain berdasarkan lokal-ruang atau ruang-waktu dalam data level grup. *Scan Statistic* menggunakan jendela sirkular (lingkaran) atau silindrikan untuk mengidentifikasi kasus dalam ruang dan waktu.

Kulldorf (1997) mengembangkan dua model yaitu model *Poisson* dan model *Bernoulli*. Model *Bernoulli* merupakan model dimana terdapat dua kategori hasil yang saling meniadakan (*mutually exclusive*), misalnya sukses atau gagal; terinfeksi penyakit atau tidak; miskin atau tidak miskin. Pada kasus kemiskinan yang peluang terjadinya tidak kecil, maka model yang digunakan dalam penelitian ini adalah model *bernoulli*.

Penentuan *hotspot* atau MLC pada *Scan Statistic* didasarkan pada uji rasio kemungkinan (*log likelihood ratio*). Untuk menentukan *cluster*, pertama kali dibangun *zone* (*scanning window*) dimana setiap *zone* merupakan kandidat untuk menjadi MLC. Bentuk *circular* digunakan untuk memindai *zone* dari semua peubah. Untuk data titik, koleksi semua *zone* adalah semua kemungkinan area *circular* yang dipusatkan pada setiap titik. Hal ini dilakukan untuk semua lokasi sampai pada ukuran *cluster* maksimum sebesar 50% dari total populasi (Jung dan Kulldorf, 2007).

Algoritma yang digunakan untuk menentukan MLC (Kulldorff, 1997) yaitu:

1. Menentukan daerah yang akan diteliti.
2. Menentukan data spasial untuk setiap lokasi.
3. Membentuk kumpulan *scanning window*. Setiap *scanning window* merupakan kandidat dari MLC.
4. Membentuk hipotesis  $H_0$  dan  $H_1$ .
5. Membangun *Log Likelihood Ratio* (LLR) berdasarkan  $H_0$  dan  $H_1$ .
6. Menghitung *Log Likelihood Ratio* untuk setiap *scanning window*.
7. Mencari daerah yang potensial, dimana daerah potensial merupakan *scanning window* dengan nilai LLR tertinggi
8. Melakukan pengujian hipotesis dengan menggunakan pengujian hipotesis Monte Carlo.



### 2.5.1 Pembentukan *Scanning Window*

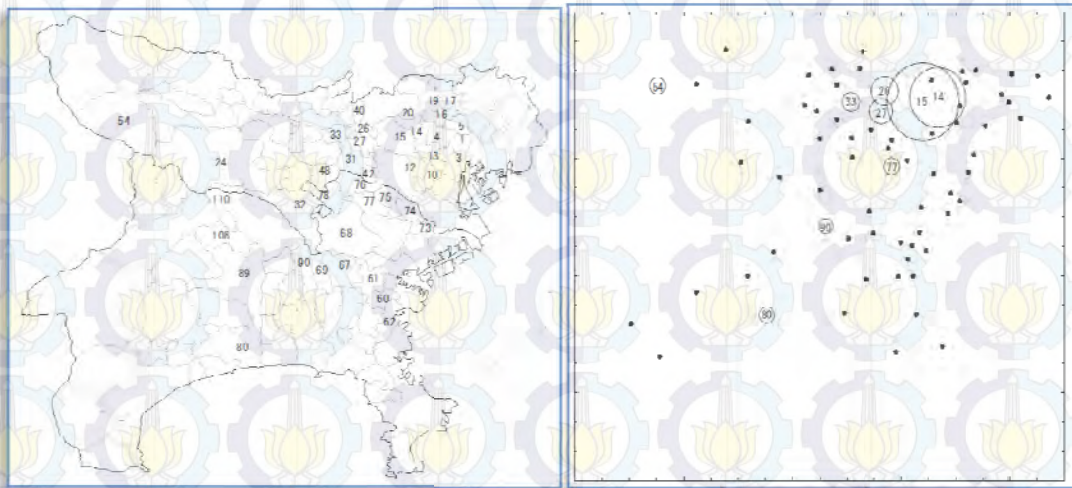
*Scanning window* adalah kumpulan daerah yang dibentuk oleh suatu *window* yang potensial untuk menjadi *most likely cluster* (MLC). Oleh karena tidak diketahui daerah mana yang merupakan MLC, maka dipertimbangkan setiap kemungkinan daerah yang ada dan selanjutnya dievaluasi dengan statistik uji untuk *scanning window*. Menurut Kulldorff (1997), algoritma yang digunakan untuk mendapatkan *scanning window* dibagi menjadi dua tahap, yaitu:

1. Algoritma untuk menentukan jarak
  - a. Memilih sembarang *sub-region* yang diwakili oleh titik pusat koordinat (*longitude, latitude*).
  - b. Hitung jarak *euclid* antar titik pusat koordinat yang mewakili *sub-region*.
  - c. Urutkan jarak yang diperoleh dari urutan terkecil (terdekat) sampai terbesar (terjauh). Urutan jarak titik pusat koordinat satu dengan koordinat lainnya, disusun dalam satu *array*.
2. Algoritma untuk membuat *Circular Window*
  - a. Pilih sembarang *sub-region* yang diwakili oleh titik pusat koordinat.
  - b. Bentuk suatu lingkaran (*circular window*) yang berpusat di titik pusat koordinat tersebut dan kemudian jari-jari lingkaran diperbesar secara kontinu sesuai dengan *array*-nya.
  - c. Untuk setiap titik pusat koordinat yang masuk ke lingkaran, kemudian dihitung jumlah unit terkena kasus tertentu yaitu ( $m_z$ ) dan jumlah seluruh unit didalam lingkaran tersebut ( $N_z$ ).
  - d. Ulangi langkah 2a-2c untuk setiap lokasi
  - e. Hitung rasio likelihood dari setiap *scanning window* yang terbentuk yaitu untuk setiap pasangan ( $m_z, N_z$ ).
  - f. Tidak ada aturan tertentu yang membatasi ukuran *scanning window* yang terbentuk, tetapi dalam hal ini jumlah  $N_z$  dibatasi tidak lebih dari 50%  $N_G$  dimana  $N_G$  merupakan jumlah keseluruhan individu didalam studi area.



g. Setiap ada titik pusat koordinat yang masuk dalam *circular window*, dicatat  $m_z$  dan  $N_z$ . Jari-jari lingkaran berhenti diperbesar ketika  $N_z$  sudah mencapai 50% dari  $N_G$ .

Berdasarkan kumpulan *scanning window* dan nilai rasio likelihood dari masing-masing pasangan  $(m_z, N_z)$ , maka *potential cluster* atau calon *most likely cluster* dapat ditentukan, yaitu *scanning window* yang mempunyai nilai rasio likelihood tertinggi. Untuk mengetahui apakah calon *most likely cluster* yang didapat signifikan secara statistik, maka dilakukan pengujian dengan menghitung nilai signifikansi atau *p-value* dengan menggunakan pengujian hipotesis Monte Carlo. MLC yang akan terbentuk memiliki *p-value* lebih kecil dari suatu tingkat signifikansi  $\alpha$  yang telah ditentukan. Adapun ilustrasi pembentukan *scanning window* pada metode *Circular Spatial Scan Statistic* pada Gambar 2.1.



Gambar 2.1 Ilustrasi Pembentukan *Scanning Window* pada Metode *Circular Spatial Scan Statistic*

### 2.5.2 Hipotesis

Misalkan  $p$  adalah probabilitas suatu unit terkena kasus tertentu di dalam *scanning window* dan  $q$  adalah probabilitas suatu unit terkena kasus tertentu di luar *scanning window*. Hipotesis dalam *Scan Statistic* adalah sebagai berikut:

$H_0 : p=q$ , menyatakan tidak ada kasus atau MLC pada area yang diteliti karena proporsi di dalam daerah sama dengan proporsi di luar daerah. Atau proporsi terkena kasus tertentu dalam *scanning window* tidak lebih



tinggi dibandingkan dengan proporsi unit terkena kasus tertentu di luar kasus.

$H_1 : p > q$ , menyatakan terdapat kasus atau MLC pada area yang diteliti karena proporsi di dalam daerah lebih besar dibandingkan dengan proporsi di luar daerah.

### 2.5.3 Log Likelihood Ratio

Pada penelitian ini, model *Scan Statistic* yang digunakan adalah model bernoulli. Fungsi probabilitas yang menyatakan probabilitas banyaknya kejadian  $m_z$  dalam *sub-region*  $Z$ , adalah :

$$f(m_z) = \begin{cases} \binom{N_z}{m_z} p^{m_z} (1-p)^{N_z-m_z}, & z \in Z \\ \binom{N_z}{m_z} q^{m_z} (1-q)^{N_z-m_z}, & z \notin Z \end{cases} \quad (2.28)$$

Fungsi likelihood untuk setiap pasangan *scanning window*  $(m_z, N_z)$  adalah:

$$L(Z, p, q) = p^{m_z} (1-p)^{N_z-m_z} q^{m_G-m_z} (1-q)^{(N_G-N_z)-(m_G-m_z)} \quad (2.29)$$

dimana

$m_z$  = Banyaknya kasus di satu daerah

$N_z$  = Jumlah populasi di satu daerah

$m_G$  = Total banyak kasus di seluruh daerah

$N_G$  = Total populasi di seluruh daerah

$p$  = Probabilitas individu terkena permasalahan didalam *scanning window*

$q$  = Probabilitas individu terkena permasalahan di luar *scanning window*

Persamaan (2.29) menyatakan peluang sukses dari satu daerah dikalikan dengan peluang gagal di daerah tersebut dikalikan dengan peluang sukses di luar daerah dikalikan dengan peluang gagal di luar daerah. Ruang parameter keseluruhan adalah  $\Omega = \{(Z, p, q) : 0 \leq p \leq 1, 0 \leq q \leq 1, Z\}$ . Ruang parameter  $\omega$  adalah  $\omega = \{(p, q) : p = q, 0 \leq p \leq 1, 0 \leq q \leq 1, \omega \subset \Omega\}$ .



Fungsi likelihood  $L(\omega)$  yaitu apabila  $p = q$  adalah:

$$L_0 = L(\hat{\omega}) = \sup_{p=q} L(Z, p, q) = \left( \frac{m_G}{N_G} \right)^{m_G} \left( 1 - \frac{m_G}{N_G} \right)^{N_G - m_G} \quad (2.30)$$

dengan  $L(\hat{\omega})$  merupakan nilai maksimum  $L(\omega)$  di  $\omega$ .

Fungsi likelihood dalam ruang parameter keseluruhan  $L(\hat{\Omega})$  adalah:

$$L(\hat{\Omega}) = \begin{cases} \left( \frac{m_Z}{N_Z} \right)^{m_Z} \left( 1 - \frac{m_Z}{N_Z} \right)^{N_Z - m_Z} \left( \frac{m_G - m_Z}{N_G - N_Z} \right)^{m_G - m_Z} \left( 1 - \frac{m_G - m_Z}{N_G - N_Z} \right)^{(N_G - N_Z) - (m_G - m_Z)} & , \text{ jika } p > q \\ \frac{m_G}{N_G}^{m_G} \left( 1 - \frac{m_G}{N_G} \right)^{N_G - m_G} & , \text{ jika } p \leq q \end{cases} \quad (2.31)$$

Untuk mendeteksi *most likely cluster* yang nilai probabilitas dalam kelompok daerah tersebut lebih tinggi dibanding probabilitas di luar kelompok, *log likelihood ratio* dirumuskan sebagai berikut.

$$\lambda = \frac{\left( \left( \frac{m_Z}{N_Z} \right)^{m_Z} \left( 1 - \frac{m_Z}{N_Z} \right)^{N_Z - m_Z} \right) \left( \left( \frac{m_G - m_Z}{N_G - N_Z} \right)^{m_G - m_Z} \left( 1 - \frac{m_G - m_Z}{N_G - N_Z} \right)^{(N_G - N_Z) - (m_G - m_Z)} \right)}{\left( \frac{m_G}{N_G} \right)^{m_G} \left( 1 - \frac{m_G}{N_G} \right)^{N_G - m_G}} \quad (2.32)$$

Nilai *log likelihood ratio* tersebut dihitung untuk setiap *scanning window* yang terbentuk. Berdasarkan kumpulan *scanning window* dan nilai *log likelihood ratio* dari masing-masing pasangan  $(m_Z, N_Z)$ , maka *potential cluster* atau calon *most likely cluster* dapat ditentukan, yaitu *scanning window* yang mempunyai nilai rasio likelihood tertinggi. Untuk mengetahui apakah calon *most likely cluster* yang didapat signifikan secara statistik, maka dilakukan pengujian dengan menghitung nilai signifikansi atau *p-value* dengan menggunakan pengujian hipotesis Monte Carlo.

#### 2.5.4 Pengujian Hipotesis Monte Carlo

*Scan Statistic* digunakan untuk mendeteksi kelompok daerah dengan probabilitas unit terkena kasus tertentu dalam *scanning window* lebih tinggi dari probabilitas suatu unit terkena kasus tertentu di luar *scanning window*. Menurut Kulldorf (1997) secara matematis untuk memperoleh fungsi sebaran dari *Scan*



*Statistic* sangat kompleks, oleh karena itu digunakan cara lain untuk mendapatkan titik kritis, yaitu dengan melakukan pendekatan secara probabilistik, melalui pengujian hipotesis Monte Carlo.

Setelah diperoleh *potential cluster* yaitu *scanning window* dengan penjumlahan nilai *log likelihood ratio* tertinggi, akan diperiksa apakah *potential cluster* tersebut signifikan secara statistik atau dengan perkataan lain, *potential cluster* tersebut merupakan *most likely cluster* atau hanya sebagai *potential cluster* saja. Penentuan dilakukan dengan menghitung *p-value* dari *scanning window* dengan menggunakan pendekatan Monte Carlo. Prosedur untuk mendapatkan *p-value* dengan pendekatan Monte Carlo adalah sebagai berikut.

1. Hitung penjumlahan nilai *log likelihood ratio* tertinggi  $t_0$  untuk data riil.
2. Membangun data acak yang ukurannya sama dengan data riil yang dibangun di bawah kondisi  $H_0$ .
3. Melakukan proses pembentukan *scanning window*  $Z$  dari data acak yang dibangun berdasarkan kondisi  $H_0$ .
4. Mencari nilai *log likelihood ratio* dari setiap *scanning window*, dan dicatat apakah jumlah kasus yang diamati lebih besar atau lebih kecil dari yang diestimasi, kemudian menjumlahkan nilai *log likelihood ratio* yang jumlah kasus nya lebih besar dari jumlah yang diestimasi, untuk setiap *scanning window*. Langkah selanjutnya, mendapatkan penjumlahan nilai *log likelihood ratio* yang tertinggi dari simulasi pertama pembangunan data acak tersebut.
5. Mengulangi langkah 2, 3 dan 4 sebanyak  $m$  kali pengulangan/simulasi, sehingga memperoleh  $m$  penjumlahan nilai *log likelihood ratio* tertinggi dari tiap simulasi. Kemudian mengurutkan  $m$  penjumlahan nilai *log likelihood ratio* tertinggi dari data acak dan data riil.
6. Hitung *p-value*, 
$$p = \frac{\text{banyaknya}(T(x) \geq t_0)}{m + 1}$$

$t_0$  menyatakan penjumlahan nilai *log likelihood ratio* tertinggi yang dimiliki suatu *scanning window*  $Z$  dari data riil.  $T(x)$  adalah penjumlahan nilai *log likelihood ratio* dari data acak yang dibangun di bawah kondisi  $H_0$ .  $m$  adalah banyaknya simulasi untuk membangun data di bawah kondisi  $H_0$ .



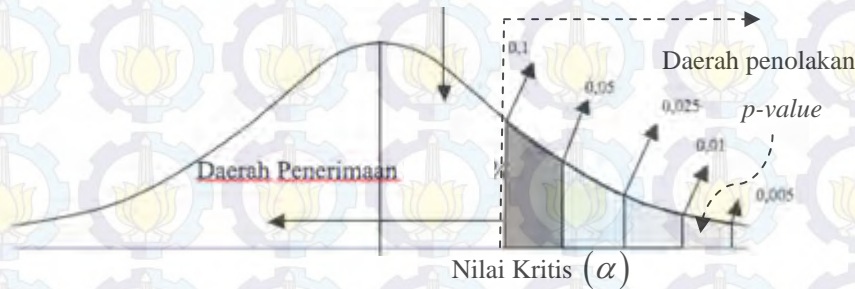
Banyaknya  $m$  simulasi atau pengulangan dibatasi pada angka-angka atau bilangan yang berakhiran 9.

Setelah diperoleh  $p$ -value dengan pendekatan Monte Carlo, langkah selanjutnya adalah menentukan keputusan, yaitu :

Jika  $p - value < \alpha$  , maka tolak  $H_0$

Jika  $p - value > \alpha$  , maka gagal tolak  $H_0$

Adapun wilayah daerah penolakan adalah sebagai berikut.



Gambar 2.2 Wilayah Daerah Penolakan dalam Uji Hipotesis

## 2.6 Small Area Estimation Empirical Bayes pada Scan Statistic

Pada metode *Scan Statistic*,  $y_i$  didefinisikan sebagai jumlah kasus yang terjadi pada setiap *small area* ke- $i$ . Oleh karena ukuran sampel yang kecil, dikhawatirkan hasil analisis yang diperoleh tidak bisa menggambarkan keadaan populasi yang sebenarnya. Untuk mengatasi masalah tersebut maka digunakan metode *Empirical Bayes* untuk melakukan estimasi proporsi sukses di setiap *small area* yang selanjutnya digunakan untuk mendapatkan jumlah kasus yang terjadi di setiap *small area*.

Siswantining, dkk (2012) menyebutkan dengan mengganti estimasi langsung (*direct estimate*) dengan estimasi SAE *Empirical Bayes* maka *log likelihood ratio* termodifikasi sebagai berikut.

$$\lambda = \frac{\left( \left( \hat{p}_i^{EB} \right)^{m_Z} \left( 1 - \hat{p}_i^{EB} \right)^{N_Z - m_Z} \right) \left( \left( \hat{q}_i^{EB} \right)^{m_G - m_Z} \left( 1 - \left( \hat{q}_i^{EB} \right) \right)^{(N_G - N_Z) - (m_G - m_Z)} \right)}{\left( \frac{\sum_{i=1}^m \hat{p}_i^{EB}}{m} \right)^{m_G} \left( 1 - \frac{\sum_{i=1}^m \hat{p}_i^{EB}}{m} \right)^{N_G - m_G}} \quad (2.33)$$



## 2.7 Teori Kemiskinan

### 2.7.1 Konsep Kemiskinan

Kemiskinan merupakan kondisi dimana seseorang atau sekelompok orang, tidak mampu memenuhi hak-hak dasarnya untuk mempertahankan dan mengembangkan kehidupan yang bermartabat. Hak-hak dasar tersebut antara lain: terpenuhinya kebutuhan pangan, kesehatan, pendidikan, pekerjaan, perumahan, air bersih, pertanahan, sumberdaya alam dan lingkungan hidup, rasa aman dari perlakuan atau ancaman tindak kekerasan dan hak untuk berpartisipasi dalam kehidupan sosial-politik (Bappenas, 2004).

Menurut *World Bank* (Bank Dunia) dalam *World Bank Institute* (2005), kemiskinan adalah deprivasi dalam kesejahteraan. Berdasarkan definisi tersebut kemiskinan dapat dipandang dari beberapa sisi. Dari pandangan konvensional kemiskinan dipandang dari sisi moneter, dimana kemiskinan diukur dengan membandingkan pendapatan/konsumsi individu dengan beberapa batasan tertentu, jika mereka berada di bawah batasan tersebut, maka mereka dianggap miskin. Pandangan mengenai kemiskinan berikutnya adalah bahwa kemiskinan tidak hanya sebatas ukuran moneter, tetapi juga mencakup miskin nutrisi yang diukur dengan memeriksa apakah pertumbuhan anak-anak terhambat. Selain itu, juga bisa dari miskin pendidikan, misalnya dengan menggunakan indikator angka buta huruf. Selanjutnya pandangan yang lebih luas mengenai kemiskinan adalah kemiskinan ada jika masyarakat kekurangan kemampuan dasar, sehingga pendapatan dan pendidikan yang dimiliki tidak memadai atau kesehatan yang buruk, atau ketidakamanan, atau kepercayaan diri yang rendah, atau rasa ketidakberdayaan, atau tidak adanya hak bebas berpendapat.

Badan Pusat Statistik (BPS) menggunakan konsep kemampuan memenuhi kebutuhan dasar (*basic needs approach*) untuk mengukur tingkat kemiskinan. Dengan pendekatan ini, kemiskinan dipandang sebagai ketidakmampuan dari sisi ekonomi untuk memenuhi kebutuhan dasar makanan dan bukan makanan yang diukur dari sisi pengeluaran. Jadi penduduk miskin adalah penduduk yang memiliki rata-rata pengeluaran per kapita per bulan dibawah garis kemiskinan.



### 2.7.2 Sumber Data Kemiskinan

BPS mengeluarkan dua jenis data kemiskinan, yaitu data kemiskinan makro dan data kemiskinan mikro. Data kemiskinan makro biasanya digunakan untuk *geographical targeting* sedangkan kemiskinan mikro lebih banyak digunakan untuk keperluan *household targeting* seperti untuk *social protection*. Kedua data tersebut memiliki kriteria, pengukuran, dan cakupan kemiskinan yang berbeda.

Pendekatan pertama, yaitu kemiskinan makro yang dikeluarkan oleh BPS adalah data kemiskinan yang bersumber dari Survei Sosial Ekonomi Nasional (Susenas). Kemiskinan makro dihitung dengan menggunakan pendekatan kebutuhan dasar yang mencakup kebutuhan dasar makanan dan bukan makanan. Dari kebutuhan dasar ini dihitung suatu garis yang disebut garis kemiskinan. Selanjutnya, yang dikategorikan penduduk miskin adalah penduduk yang pengeluarannya ada di bawah garis kemiskinan. Pendekatan ini disebut juga pendekatan moneter. Keberadaan data kemiskinan makro tidak hanya menjawab berapa jumlah penduduk dan persentase penduduk miskin secara agregat, namun juga menelaah sejauh mana kedalaman dan keparahan kemiskinan di suatu wilayah (provinsi/kabupaten/kota).

Pendekatan kedua adalah kemiskinan mikro yang penghitungannya menggunakan pendekatan non moneter. Di Indonesia, pendataan kemiskinan mikro sudah dilakukan tiga kali. Pertama, data kemiskinan mikro yang bersumber dari Pendataan Sosial Ekonomi 2005 (PSE05), kedua pada tahun 2008 dengan diselenggarakannya Pendataan Program Perlindungan Sosial 2008 (PPLS08), dan yang terbaru adalah Pendataan Program Perlindungan Sosial 2011 (PPLS 2011).

### 2.7.3 Metode Pengukuran Kemiskinan Makro

BPS (2011) menyebutkan bahwa untuk mengukur kesejahteraan digunakan pendekatan yang berdasarkan pada pengeluaran per kapita. Setelah itu, dibangun standar minimum dari indikator kesejahteraan tersebut untuk membagi penduduk menjadi miskin dan tidak miskin. Standar minimum tersebut dikenal sebagai garis kemiskinan (GK). Untuk menentukan GK yang mencakup kebutuhan dasar, BPS menggunakan metode *food energy intake* (FEI). Pada metode FEI ini nilai kuantitas dan harga setiap komoditas yang terpilih berubah sesuai dengan



perubahan pola konsumsi dari penduduk referensi (20 persen penduduk yang pengeluarannya berada di atas garis kemiskinan sementara) dan basket komoditi (sekelompok komoditas makanan terpilih yang dikonsumsi rumah tangga) ditentukan dengan pendekatan kebutuhan dasar (*basic need approach*).

Metode yang digunakan untuk menghitung kemiskinan dengan menggunakan Garis Kemiskinan (GK), yang terdiri dari dua komponen yaitu Garis Kemiskinan Makanan (GKM) dan Garis Kemiskinan Non-Makanan (GKNM), sebagai berikut.

$$GK = GKM + GKNM$$

Garis kemiskinan makanan (GKM) merupakan nilai pengeluaran untuk kebutuhan minimum makanan per kapita per bulan. GKM adalah nilai pengeluaran dari 52 komoditi dasar makanan (antara lain: beras, gula pasir, telur ayam ras, dan lain-lain) yang riil dikonsumsi oleh penduduk referensi. Pemilihan paket komoditi makanan ditentukan atas dasar persentase rumah tangga yang mengkonsumsi komoditi tersebut, serta dengan mempertimbangkan volume kalori yang tergantung dan kewajiban sebagai komoditi penting. Nilai pengeluaran dari paket komoditi tersebut kemudian disetarakan menjadi 2.100 kilokalori per kapita per hari. Angka ini merupakan standar minimum untuk makanan yang memadai yang harus dikonsumsi oleh seseorang dalam sehari. Penetapan standar minimum ini mengacu pada rekomendasi dari Widyakarya Nasional Pangan dan Gizi Tahun 1978.

Garis kemiskinan non-makanan (GKNM) adalah penjumlahan nilai kebutuhan minimum komoditi-komoditi non makanan yang mencakup pengeluaran untuk perumahan, penerangan, bahan bakar, pakaian, pendidikan, kesehatan, transportasi, barang-barang tahan lama, serta barang dan jasa esensial lainnya. Pemilihan komoditi non makanan senantiasa mengalami perubahan pada jumlah. Suatu komoditi non makanan dipilih jika komoditi ini merupakan salah satu kebutuhan dasar penduduk referensi. Pemilihan komoditi-komoditi non makanan ini didasarkan atas hasil “Survei Paket Komoditi Kebutuhan Dasar” (SPKKD). Berdasarkan hasil SPKKD jumlah paket komoditi kebutuhan dasar non makanan di perkotaan adalah 51 komoditi, sedangkan di perdesaan hanya 47 komoditi.



#### 2.7.4 Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Kemiskinan

Kemiskinan dapat dilihat dari berbagai sisi, pada tingkat komunitas, infrastruktur merupakan determinan utama kemiskinan. Indikator pembangunan infrastruktur yang sering digunakan dalam pemodelan ekonometrik antara lain tersedianya sarana kesehatan, tersedianya sekolah, tidak adanya akses listrik, jarak ke pusat administrasi/ibukota (*World Bank*, 2007).

Asnawi (1994) menyatakan suatu keluarga menjadi miskin disebabkan oleh tiga faktor yaitu: faktor sumber daya manusia, faktor sumber daya alam, faktor teknologi. Sumber daya manusia ditentukan oleh tingkat pendidikan, dependensi ratio, nilai sikap, partisipasi, keterampilan pekerjaan, dan semuanya itu tergantung kepada sosial budaya masyarakat itu sendiri. Potensi suatu wilayah ditentukan oleh keadaan fisik, sarana dan prasarana, iklim, keseluruhan lahan atau keadaan air, keadaan topografi dan sarana seperti irigasi, jalan transportasi, pasar, kesehatan (sanitasi), pendidikan, gudang, fasilitas pengolahan, kondisi pertanian, kondisi pertanian, lembaga keuangan dan perbankan dan lain-lain.

Menurut BPS dan *World Bank Institute* (2002), pada tingkat wilayah, ada beberapa karakteristik yang berkaitan dengan kemiskinan. Secara umum tingkat kemiskinan yang tinggi berada pada wilayah dengan ciri-ciri sebagai berikut.

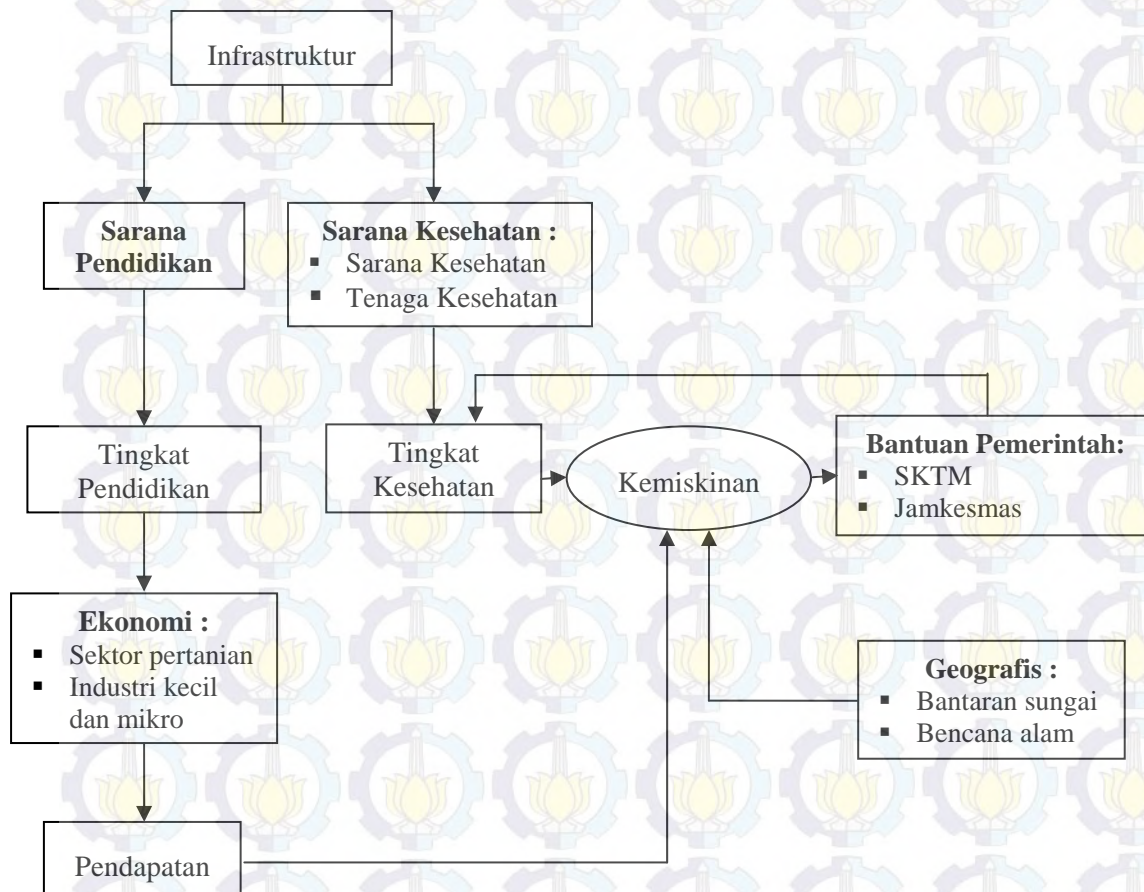
1. Terpencil secara geografis, sehingga menyebabkan sulit atau tidak dapat dijangkau oleh jaringan baik transportasi maupun media komunikasi.
2. Potensi sumber daya alam yang rendah.
3. Potensi sumber daya manusia dengan tingkat pendidikan, pengetahuan, dan keterampilan yang relatif rendah.
4. Keterbatasan sarana dan prasarana komunikasi, transportasi, air bersih, irigasi, kesehatan, pendidikan, dan pelayanan lainnya. Akibatnya, masyarakat di wilayah tersebut mengalami kesulitan untuk melakukan aktivitas ekonomi dan sosial.
5. Rawan bencana dan konflik sosial yang dapat menyebabkan terganggunya kegiatan pembangunan sosial dan ekonomi.

Penelitian yang dilakukan oleh Jhingan (2000), mengemukakan tiga ciri utama negara berkembang yang menjadi penyebab dan sekaligus akibat yang saling terkait pada kemiskinan yaitu : (1) prasarana dan sarana pendidikan yang



tidak memadai sehingga menyebabkan tingginya jumlah penduduk buta huruf dan tidak memiliki ketrampilan ataupun keahlian, (2) sarana kesehatan dan pola konsumsi buruk sehingga hanya sebahagian kecil penduduk yang bisa menjadi tenaga kerja produktif, dan (3) penduduk terkonsentrasi di sektor pertanian dan pertambangan dengan metode produksi yang telah usang dan ketinggalan zaman.

Berdasarkan literatur dan beberapa penelitian terdahulu terkait kemiskinan, penulis menentukan variabel penyerta yang digunakan dalam penelitian ini. Berbagai variabel tersebut kemudian disesuaikan dengan karakteristik daerah penelitian serta ketersediaan data yang ada di Potensi Desa 2011 (Podes 2011). Adapun kerangka konseptual faktor-faktor yang mempengaruhi kemiskinan di Kepulauan Nias adalah sebagai berikut.



Gambar 2.3 Kerangka Konseptual Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Kemiskinan

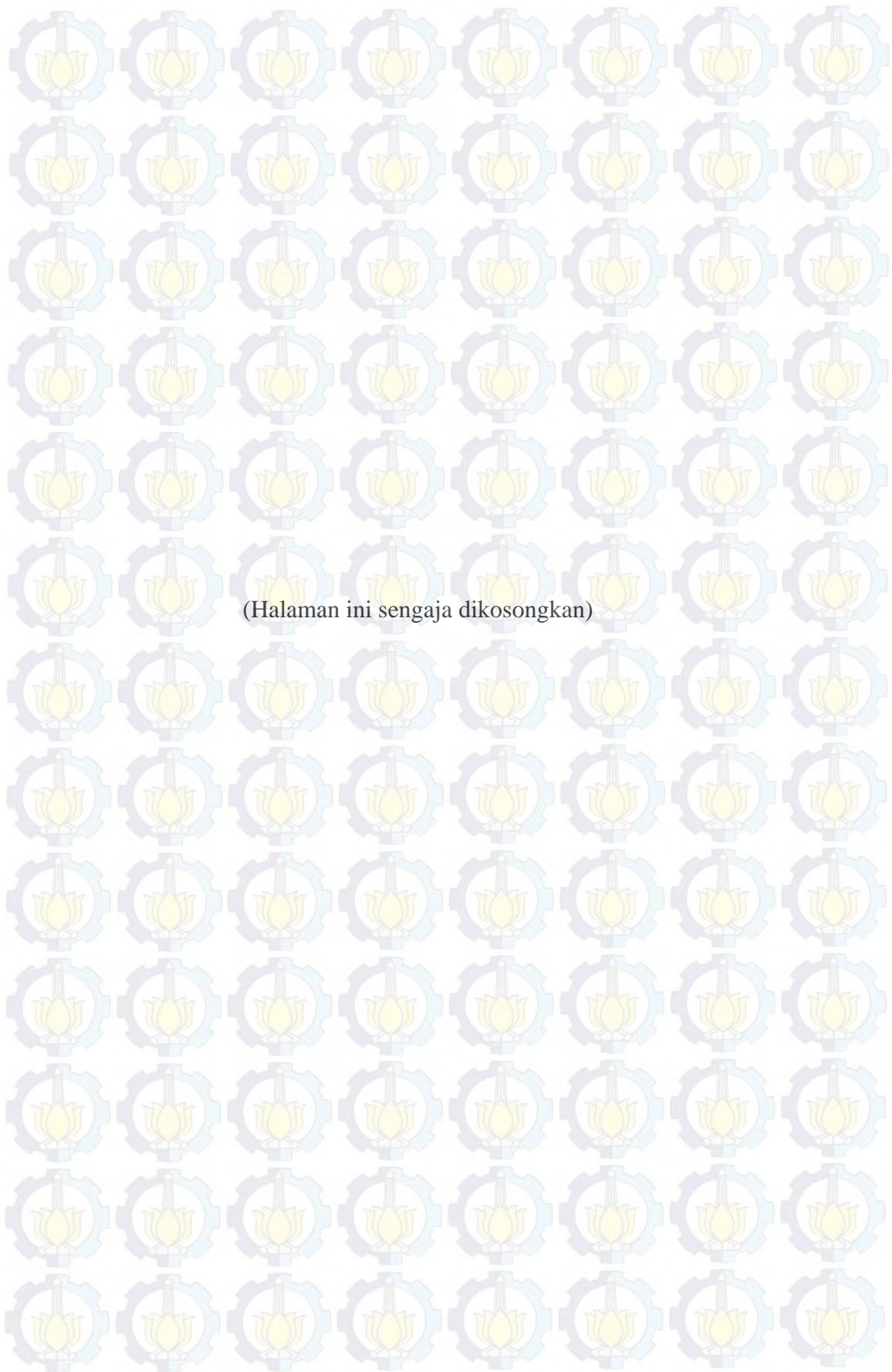


Kemiskinan merupakan masalah kompleks karena dipengaruhi oleh banyak faktor yang terkait. World Bank (2002) mengkategorikan karakteristik penduduk miskin menurut komunitas, wilayah, rumah tangga, dan individu. Pada faktor komunitas, infrastruktur merupakan determinan utama kemiskinan. Keadaan infrastruktur sangat erat kaitannya dengan tingkat kesejahteraan masyarakat. Infrastruktur yang baik akan memudahkan masyarakat untuk melakukan aktivitas ekonomi maupun sosial kemasyarakatan. Indikator pembangunan infrastruktur salah satunya adalah ketersediaan sarana pendidikan dan sarana kesehatan. Sarana pendidikan yang rendah akan mempengaruhi tingkat pendidikan masyarakat, dimana sebagian besar masyarakat yang berpendidikan rendah umumnya akan bekerja di sektor pertanian dan sektor informal yang salah satunya adalah industri kecil dan mikro. Pekerja di sektor pertanian dan sektor informal dengan tingkat pendidikan rendah akan berdampak pada pendapatan yang rendah. Pendapatan rendah umumnya identik dengan kemiskinan, hal ini disebabkan karena pendapatan rendah yang diterima tidak mampu mencukupi kebutuhan dasar.

Keterbatasan sarana kesehatan juga akan mempengaruhi derajat kesehatan masyarakat. Derajat kesehatan yang rendah menyebabkan masyarakat tidak dapat bekerja maksimal untuk memenuhi kebutuhan hidupnya, sehingga keterbatasan sarana kesehatan juga akan berpengaruh terhadap kemiskinan. Oleh karena itu, pemerintah memberikan bantuan berupa Jamkesmas dan SKTM, yang dapat dimanfaatkan masyarakat untuk mendapat pelayanan kesehatan gratis, sehingga secara tidak langsung bisa meningkatkan derajat kesehatan masyarakat dan mengurangi beban masyarakat berpendapatan rendah.

Faktor geografis juga diduga mempengaruhi kemiskinan, Kepulauan Nias merupakan salah satu wilayah di Indonesia yang rawan bencana. Kondisi alam yang kurang bersahabat menyebabkan sering terjadinya bencana alam yang secara tidak langsung juga akan mempengaruhi kemiskinan dalam suatu wilayah. Selain itu, topografi wilayah di Kepulauan Nias banyak terdapat sungai yang memisahkan antar wilayah, lokasi tempat tinggal yang identik dengan kelompok masyarakat tertentu, dimana masyarakat miskin pada suatu wilayah tertentu umumnya tinggal dilokasi bantaran sungai.







## BAB 3

### METODOLOGI PENELITIAN

Pada bab ini dijelaskan tentang metodologi yang digunakan dalam rangka mencapai tujuan penelitian yang meliputi sumber data, variabel penelitian, definisi operasional dan tahapan analisis data.

#### 3.1 Sumber Data

Data yang digunakan untuk mendapatkan variabel respon dan variabel penyerta dalam penelitian ini bersumber dari Badan Pusat Statistik (BPS), yaitu:

1. Data karakteristik individu yang berasal dari Susenas 2011
2. Data karakteristik kecamatan yang berasal dari Podes 2011
3. Data spasial berupa peta wilayah administrasi dan koordinat kantor kecamatan hasil Pemetaan Sensus Penduduk 2010.

*Software* yang digunakan untuk mengolah data dalam penelitian adalah SPSS, R 3.1.2, SaTScan v 9.3 dan ArcView GIS.

#### 3.2 Variabel Penelitian

Variabel respon dan variabel penyerta yang digunakan dalam penelitian meliputi karakteristik-karakteristik yang berkaitan dengan kemiskinan. Selain itu, digunakan pula data koordinat geografis berupa letak astronomi kantor kecamatan dalam satuan derajat Lintang Utara ( $u_i$ ) dan Bujur Timur ( $v_i$ ) untuk pemodelan *Scan Statistic*.

##### 3.2.1 Variabel Respon

Variabel respon dalam penelitian ini adalah proporsi kemiskinan ( $\hat{y}_i$ ) level kecamatan yang dihitung berdasarkan data Survei Sosial Ekonomi Nasional.



### 3.2.2 Variabel Penyerta (*Auxiliary Variable*)

Variabel penyerta ( $X_i$ ) yang akan digunakan dalam analisis adalah sebagai berikut.

- $X_1$  : Rasio lembaga pendidikan (SD, SMP, SMA, SMEA) terhadap total penduduk
- $X_2$  : Rasio sarana kesehatan terhadap total penduduk
- $X_3$  : Rasio tenaga kesehatan terhadap total penduduk
- $X_4$  : Persentase keluarga pertanian
- $X_5$  : Rasio industri kecil dan mikro terhadap total penduduk
- $X_6$  : Persentase penduduk penerima Jamkesmas
- $X_7$  : Persentase SKTM yang dikeluarkan
- $X_8$  : Persentase keluarga yang tinggal di bantaran sungai
- $X_9$  : Banyaknya kejadian bencana alam

Definisi operasional untuk masing-masing variabel penyerta (*auxiliary variables*) adalah sebagai berikut.

1. **Rasio lembaga pendidikan (SD, SMP, SMA, SMEA) terhadap total penduduk** adalah jumlah SD, SMP, SMA, SMEA baik negeri maupun swasta di setiap kecamatan dibagi jumlah penduduk dan dikalikan 1000.
2. **Rasio sarana kesehatan terhadap total penduduk** adalah jumlah sarana kesehatan yang meliputi Rumah Sakit, Poliklinik, Puskesmas, Pustu, praktek dokter, dan praktek di setiap kecamatan dibagi jumlah penduduk dan dikalikan 1000.
3. **Rasio tenaga kesehatan terhadap total penduduk** adalah jumlah tenaga kesehatan yang terdiri dari dokter, bidan, dan tenaga kesehatan lainnya yang tinggal/menetap di setiap kecamatan dibagi jumlah penduduk dan dikalikan 1000.
4. **Persentase keluarga pertanian** adalah perbandingan antara jumlah keluarga yang sekurang-kurangnya seorang anggota keluarganya melakukan kegiatan yang menghasilkan produk pertanian terhadap total keluarga dikalikan 100%.
5. **Rasio industri kecil dan mikro terhadap total penduduk** adalah jumlah industri kecil dan mikro di setiap kecamatan dibagi jumlah penduduk dan



dikalikan 1000. Industri kecil dan mikro adalah industri yang jumlah tenaga kerjanya kurang dari 20 orang. Cakupan industri kecil dan mikro meliputi industri dari kulit, industri dari kayu, industri logam mulia, industri anyaman, industri gerabah/keramik/batu, industri dari kain, industri makanan/minuman, dan industri lainnya

**6. Persentase penduduk penerima Jamkesmas** adalah jumlah penduduk penerima kartu layanan Jaminan Kesehatan Masyarakat (Jamkesmas) dibagi dengan jumlah penduduk di setiap kecamatan dikali 100%.

**7. Persentase SKTM yang dikeluarkan** adalah perbandingan antara jumlah surat keterangan yang diberikan oleh kepala desa/lurah kepada masyarakat miskin untuk keperluan tertentu terhadap total penduduk dikalikan 100%. Surat miskin yang dikeluarkan adalah surat miskin atau Surat Keterangan Tidak Mampu (SKTM) yang dikeluarkan oleh Kepala Desa/Lurah, setelah dilakukan verifikasi oleh Puskesmas. Puskesmas melakukan pengecekan atau verifikasi ke rumah keluarga yang miskin atau tidak mampu sesuai dengan kriteria yang ada untuk memastikan bahwa keluarga tersebut benar-benar miskin atau tidak mampu. Surat miskin ini hanya berlaku sekali pada saat sakit.

**8. Persentase keluarga yang tinggal di bantaran sungai** adalah perbandingan antara jumlah keluarga yang tinggal di bantaran sungai terhadap total keluarga dikalikan 100%.

**9. Banyaknya kejadian bencana alam** adalah banyaknya kejadian bencana alam di setiap kecamatan selama 3 tahun terakhir. Bencana alam yang dimaksud adalah bencana yang mengancam dan mengganggu kehidupan dan penghidupan masyarakat diantaranya adalah : tanah longsor, banjir, banjir bandang, gempa bumi, tsunami, gelombang pasang laut, angin puyuh/puting beliung/topan, gunung meletus, kebakaran hutan, dan kekeringan (lahan).



Data yang digunakan dalam penelitian terbagi menjadi 2 (dua) kelompok, yaitu data untuk daerah tersurvei ( $i=1,2,\dots,m_s$ ) dan data untuk daerah tidak tersurvei ( $i=1,2,\dots,m_{ts}$ ). Data pada daerah tersurvei meliputi variabel respon ( $y_i$ ) yang merupakan penjumlahan dari  $y_{ij}$  yaitu data individu ke- $j$  pada lokasi ke- $i$ . Selain itu juga tersedia data variabel penyerta untuk setiap daerah ke- $i$  ( $X_{1,i},\dots,X_{9,m_s}$ ). Untuk daerah tidak tersurvei hanya tersedia data variabel penyerta ( $X_{1,i},\dots,X_{9,m_{ts}}$ ). Adapun struktur data penelitian adalah sebagai berikut.

Tabel 3.1 Struktur Data Penelitian

Kecamatan	$y_{ij}$	$y_i$	$X_1$	$X_2$	$X_3$	$X_4$	...	$X_9$
Daerah Tersurvei								
1	$y_{11}$ $y_{12}$ $\vdots$ $y_{1n_1}$	$y_1$	$X_{1,1}$	$X_{2,1}$	$X_{3,1}$	$X_{4,1}$	...	$X_{9,1}$
2	$y_{21}$ $y_{22}$ $\vdots$ $y_{2n_2}$	$y_2$	$X_{1,2}$	$X_{2,2}$	$X_{3,2}$	$X_{4,2}$	...	$X_{9,2}$
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
$m_s$	$y_{m_s 1}$ $y_{m_s 2}$ $\vdots$ $y_{m_s n_{m_s}}$	$y_{m_s}$	$X_{1,m_s}$	$X_{2,m_s}$	$X_{3,m_s}$	$X_{4,m_s}$	...	$X_{9,m_s}$
Daerah Tidak Tersurvei								
$1_{ts}$			$X_{1,1_{ts}}$	$X_{2,1_{ts}}$	$X_{3,1_{ts}}$	$X_{4,1_{ts}}$	...	$X_{9,1_{ts}}$
$\vdots$			$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
$m_{ts}$			$X_{1,m_{ts}}$	$X_{2,m_{ts}}$	$X_{3,m_{ts}}$	$X_{4,m_{ts}}$	...	$X_{9,m_{ts}}$



### 3.3 Tahapan Analisis Data

Tahapan analisis data untuk mencapai setiap tujuan penelitian adalah sebagai berikut.

(1) Untuk mencapai tujuan pertama yaitu melakukan kajian terhadap estimasi parameter pada *Scan Statistic* dengan menggunakan estimator hasil SAE *Empirical Bayes*, maka langkah-langkah yang ditempuh sebagai berikut.

1. Melakukan estimasi SAE *Empirical Bayes* ( $\hat{p}_i^{EB}$ ).
2. Menentukan fungsi probabilitas yang menyatakan probabilitas banyaknya kejadian  $m_z$  dalam *sub-region*  $Z$  adalah :

$$f(m_z) = \begin{cases} \binom{N_z}{m_z} p^{m_z} (1-p)^{N_z-m_z}, & z \in Z \\ \binom{N_z}{m_z} q^{m_z} (1-q)^{N_z-m_z}, & z \notin Z \end{cases}$$

3. Membentuk fungsi *likelihood* pada *scanning window* untuk setiap pasangan  $(m_z, N_z)$ .

$$L(Z, p, q) = p^{m_z} (1-p)^{N_z-m_z} q^{m_G-m_z} (1-q)^{(N_G-N_z)-(m_G-m_z)}$$

4. Menentukan ruang parameter, yaitu
  - Ruang parameter keseluruhan adalah  $\Omega = \{(Z, p, q) : 0 \leq p \leq 1, 0 \leq q \leq 1, Z\}$
  - Ruang parameter  $\omega$  adalah  $\omega = \{(p, q) : p = q, 0 \leq p \leq 1, 0 \leq q \leq 1, \omega \subset \Omega\}$ .
5. Menentukan fungsi *likelihood* dalam ruang parameter keseluruhan  $\Omega$  yaitu  $L(\Omega)$  dan fungsi *likelihood* dalam ruang parameter  $\omega$  yaitu  $L(\omega)$ .
6. Mencari estimasi parameter  $\hat{p}$  dan  $\hat{q}$  yang memaksimumkan  $L(\Omega)$  dan  $\hat{p}$  yang memaksimumkan  $L(\omega)$  dengan menggunakan metode MLE.
7. Membentuk fungsi *likelihood* maksimum dari  $\hat{p}$  dan  $\hat{q}$  dalam  $L(\Omega)$  dan  $\hat{p}$  dalam  $L(\omega)$  dengan  $L(\hat{\Omega}) = \max_{Z \in Z} L(\Omega)$  merupakan nilai maksimum  $L(\Omega)$  di  $\Omega$  dan  $L(\hat{\omega})$  merupakan nilai maksimum  $L(\omega)$  di  $\omega$ .
8. Membentuk *log likelihood ratio* ( $\lambda$ ) untuk setiap *scanning window*



$$\lambda = \frac{L(\hat{\Omega})}{L(\hat{\omega})}$$

9. Mengganti estimator langsung dengan estimator hasil SAE *Empirical Bayes*.

(2) Untuk mencapai tujuan kedua yaitu mendapatkan estimasi proporsi kemiskinan dalam setiap kecamatan di Kepulauan Nias dengan menggunakan metode SAE *Empirical Bayes*, maka langkah-langkah yang ditempuh sebagai berikut.

1. Menduga proporsi kemiskinan untuk masing-masing kecamatan di Kepulauan Nias dengan menggunakan metode estimasi langsung (*direct estimation*).

- a. Berdasarkan raw data Susenas 2011, dihitung dugaan langsung (*direct estimate*) proporsi kemiskinan pada setiap kecamatan di Kepulauan Nias.
- b. Melakukan uji normalitas variabel respon dengan metode Anderson Darling.
- c. Menghitung *Mean Square Error* (MSE) dengan metode *direct estimate*.

2. Eksplorasi data untuk melihat keterkaitan antara variabel respon proporsi kemiskinan dengan keseluruhan variabel penyerta (*auxiliary variables*).

3. Membentuk model SAE metode *Empirical Bayes* berbasis area untuk proporsi kemiskinan setiap kecamatan ke-*i* dengan menggunakan informasi dari variabel penyerta.

- a. Melakukan estimasi terhadap varians efek random ( $\hat{\sigma}_v^2$ ) dengan menggunakan metode *Restricted Estimation Maximum Likelihood* (REML) dan estimasi terhadap nilai  $\hat{\beta}$  dengan menggunakan metode *Weighted Least Square* (WLS).
- b. Estimasi proporsi kemiskinan untuk masing-masing kecamatan dengan metode *Empirical Bayes* yaitu  $\hat{p}_i^{EB}$ .



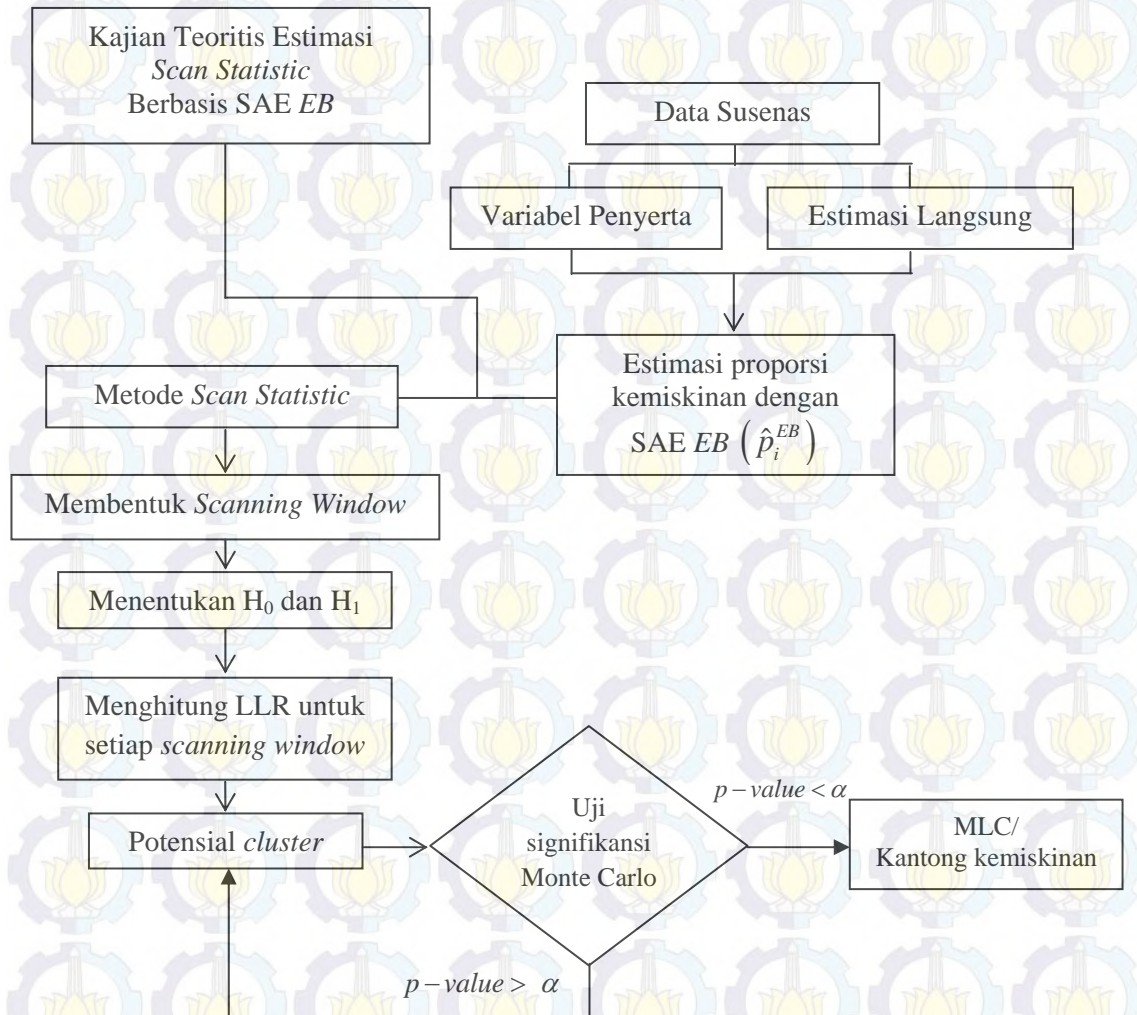
- c. Menghitung *Mean Square Error (MSE)* dari hasil estimasi proporsi kemiskinan kecamatan ke-*i* metode *Empirical Bayes* dengan menggunakan pendekatan metode *Jackknife*.
4. Membandingkan MSE estimasi langsung (*direct estimate*) dengan estimasi SAE *Empirical Bayes* pendekatan metode *Jackknife*.

(3) Tujuan ketiga yaitu mengaplikasikan SAE *Empirical Bayes* pada *Scan Statistic* untuk mendeteksi kantong kemiskinan berdasarkan kecamatan di Kepulauan Nias, tahapannya adalah sebagai berikut.

1. Menggunakan data proporsi kemiskinan level kecamatan di Kepulauan Nias yang diperoleh dari hasil estimasi SAE *Empirical Bayes* sebagai populasi. Selain itu, mengambil data spasial yang berupa titik koordinat masing-masing kantor kecamatan.
2. Membentuk *scanning window* yang merupakan kandidat MLC.
3. Menentukan hipotesis  $H_0$  dan  $H_1$ .
4. Menghitung *log likelihood ratio (LLR)* dari setiap *scanning window* kemudian menentukan daerah yang merupakan potensial *cluster*.
5. Melakukan uji signifikansi dengan simulasi Monte Carlo untuk mendapatkan *p-value*. Jumlah replikasi meliputi 9, 999, dan 9999 kali.
6. Menginterpretasikan hasil dengan membuat deskripsi kantong kemiskinan sehingga diperoleh prioritas lokasi pengentasan kemiskinan level kecamatan di Kepulauan Nias berdasarkan *scanning window* yang signifikan pada  $\alpha = 0,05$ .



Tahapan analisis di atas diperjelas melalui diagram alur tahapan analisis data yang terdapat pada Gambar 3.1.



Gambar 3.1 Alur Tahapan Analisis Data



## BAB 4

### HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bab ini dibahas tentang kajian terhadap estimasi parameter pada *Scan Statistic*, penerapan *Small Area Estimation Empirical Bayes* (SAE EB) untuk estimasi proporsi kemiskinan tingkat kecamatan, serta aplikasi SAE EB pada *Scan Statistic* untuk mendeteksi kantong kemiskinan.

#### 4.1 Kajian terhadap Estimasi Parameter pada *Scan Statistic*

Pada penelitian ini, model *Scan Statistic* yang digunakan adalah model bernoulli. Estimasi parameter yang akan dikaji yaitu  $p$  (probabilitas miskin didalam *scanning window*) dan  $q$  (probabilitas miskin di luar *scanning window*) untuk mendapatkan nilai *log likelihood ratio* ( $\lambda$ ) pada setiap *scanning window*.

Fungsi probabilitas yang menyatakan probabilitas banyaknya kejadian  $m_z$  dalam *sub-region*  $Z$ , adalah :

$$f(m_z) = \begin{cases} \binom{N_z}{m_z} p^{m_z} (1-p)^{N_z-m_z}, & z \in Z \\ \binom{N_z}{m_z} q^{m_z} (1-q)^{N_z-m_z}, & z \notin Z \end{cases} \quad (4.1)$$

Fungsi likelihood untuk setiap pasangan *scanning window* ( $m_z, N_z$ ) adalah:

$$L(Z, p, q) = p^{m_z} (1-p)^{N_z-m_z} q^{m_G-m_z} (1-q)^{(N_G-N_z)-(m_G-m_z)} \quad (4.2)$$

dimana

$m_z$  = Banyaknya kasus di satu daerah

$N_z$  = Jumlah populasi di satu daerah

$m_G$  = Total banyak kasus di seluruh daerah

$N_G$  = Total populasi di seluruh daerah

$p$  = Probabilitas miskin didalam *scanning window*

$q$  = Probabilitas miskin di luar *scanning window*



Ruang parameter keseluruhan adalah  $\Omega = \{(Z, p, q) : 0 \leq p \leq 1, 0 \leq q \leq 1, Z\}$ . Ruang parameter  $\omega$  adalah  $\omega = \{(p, q) : p = q, 0 \leq p \leq 1, 0 \leq q \leq 1, \omega \subset \Omega\}$ . Uji rasio likelihood adalah suatu metode yang digunakan untuk menguji hipotesis  $H_0 : \theta \in \omega$  terhadap hipotesis alternatif  $H_1 : \theta \in \Omega$  dengan  $\Omega$  adalah ruang parameter keseluruhan dan  $\omega$  adalah ruang parameter dalam  $H_0$ , dimana  $\omega \in \Omega$ . Hipotesis yang digunakan dalam penelitian ini adalah  $H_0 : p = q$  dan  $H_1 : z \in Z, p > q$ .

Fungsi likelihood  $L(\omega)$  diperoleh apabila  $p = q$  disubstitusikan pada persamaan (4.2) sebagai berikut.

$$\begin{aligned} L_0 = L(\omega) &= \sup_{p=q}^{\text{deff}} L(Z, p, q) = p^{m_Z} (1-p)^{N_Z - m_Z} q^{m_G - m_Z} (1-q)^{(N_G - N_Z) - (m_G - m_Z)} \\ L(\omega) &= p^{m_Z} (1-p)^{N_Z - m_Z} p^{m_G - m_Z} (1-p)^{(N_G - N_Z) - (m_G - m_Z)} \\ &= p^{m_Z + m_G - m_Z} (1-p)^{N_Z - m_Z + N_G - N_Z - m_G + m_Z} \\ &= p^{m_G} (1-p)^{N_G - m_G} \end{aligned} \quad (4.3)$$

Estimasi parameter pada persamaan (4.3) didapat dengan menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE). Akan dicari nilai dari parameter  $p$  yang memaksimumkan fungsi likelihood  $L(\omega)$ . Untuk mempermudah perhitungan, akan digunakan  $\ln L(\omega)$ .

$$\ln L(\omega) = m_G \ln p + (N_G - m_G) \ln(1-p) \quad (4.4)$$

Untuk memaksimumkan fungsi likelihood didapat apabila turunan pertama terhadap parameter bernilai nol dan turunan kedua negatif. Pembuktian turunan kedua dari  $\ln L(\omega)$  terhadap parameter  $p$  pada *Lampiran 1*. Pembuktian turunan pertama dari  $\ln L(\omega)$  terhadap parameter  $p$  sebagai berikut.

$$\begin{aligned} \frac{\partial \ln L(\omega)}{\partial p} &= \frac{m_G}{p} - \frac{(N_G - m_G)}{(1-p)} = 0 \\ \frac{m_G}{p} - \frac{(N_G - m_G)}{(1-p)} &= 0 \end{aligned}$$



$$\begin{aligned}
&\Leftrightarrow \frac{m_G}{p} = \frac{N_G - m_G}{(1-p)} \\
&\Leftrightarrow m_G(1-p) = (N_G - m_G)p \\
&\Leftrightarrow m_G - m_G p = N_G p - m_G p \\
&\Leftrightarrow m_G = N_G p - m_G p + m_G p \\
&\hat{p} = \frac{m_G}{N_G} \tag{4.5}
\end{aligned}$$

Jadi estimator parameter jika  $p=q$  pada persamaan (4.3) adalah  $\hat{p} = \frac{m_G}{N_G}$ .

Untuk mendeteksi *zone* MLC, ditentukan *zone*  $\hat{Z}$  yang memaksimumkan fungsi *likelihood*. Dimana,  $\hat{Z}$  merupakan *maximum likelihood estimator* dari parameter  $Z$ . Langkah pertama yang harus dilakukan adalah menentukan fungsi *likelihood* yang memaksimumkan  $Z$ . Fungsi *likelihood* dalam ruang parameter keseluruhan  $\Omega$  dapat ditulis sebagai berikut.

$$\begin{aligned}
L(Z) = L(\Omega) &\stackrel{\text{def}}{=} \sup_{p>q} L(Z, p, q) = p^{m_Z} (1-p)^{N_Z - m_Z} q^{m_G - m_Z} (1-q)^{(N_G - N_Z) - (m_G - m_Z)} \\
&= \begin{cases} p^{m_Z} (1-p)^{N_Z - m_Z} q^{m_G - m_Z} (1-q)^{(N_G - N_Z) - (m_G - m_Z)}, & \text{jika } p > q \\ p^{m_G} (1-p)^{N_G - m_G}, & \text{jika } p \leq q \end{cases} \tag{4.6}
\end{aligned}$$

Selanjutnya akan dicari estimasi parameter yang memaksimumkan persamaan (4.6) dengan menggunakan metode MLE. Dalam persamaan (4.6), terdiri dari 2 fungsi, yaitu:

$$1. f_1 = p^{m_Z} (1-p)^{N_Z - m_Z} q^{m_G - m_Z} (1-q)^{(N_G - N_Z) - (m_G - m_Z)} \tag{4.7}$$

$$2. f_2 = p^{m_G} (1-p)^{N_G - m_G} \tag{4.8}$$

Karena persamaan (4.6) terdiri dari 2 fungsi, maka untuk mencari estimator paramaternya dilakukan dengan mencari estimator parameter untuk persamaan (4.7) dan (4.8).

Karena persamaan (4.8) sama dengan persamaan (4.3), maka estimator parameternya adalah  $\hat{p} = \frac{m_G}{N_G}$ .

Untuk persamaan (4.7), ln fungsi kemungkinan  $p > q$  yaitu  $\ln L(\Omega)$  adalah:



$$\ln L(\Omega) = m_z \ln(p) - (N_z - m_z) \ln(1-p) + (m_G - m_z) \ln(q) - ((N_G - N_z) - (m_G - m_z)) \ln(1-q) \quad (4.9)$$

Selanjutnya akan dicari estimasi parameter yang memaksimumkan persamaan (4.9) dengan menggunakan metode MLE. Persamaan (4.9) akan maksimum apabila turunan parsial pertama dari fungsi tersebut terhadap parameter  $p$  dan turunan parsial pertama terhadap  $q$  sama dengan 0. Dicari turunan parsial pertama  $\ln L(\Omega)$  terhadap parameter  $p$  sebagai berikut.

$$\begin{aligned} \frac{\partial \ln L(\Omega)}{\partial p} &= \frac{m_z}{p} - \frac{(N_z - m_z)}{(1-p)} = 0 \\ \frac{m_z}{p} - \frac{(N_z - m_z)}{(1-p)} &= 0 \\ \Leftrightarrow \frac{m_z}{p} &= \frac{(N_z - m_z)}{(1-p)} \\ \Leftrightarrow m_z(1-p) &= (N_z - m_z)p \\ \Leftrightarrow m_z - m_z p &= N_z p - m_z p \\ \Leftrightarrow m_z &= N_z p - m_z p + m_z p \\ \hat{p} &= \frac{m_z}{N_z} \end{aligned} \quad (4.10)$$

Untuk mencari estimasi dari parameter  $q$  maka turunan parsial pertama  $\ln L(\Omega)$  terhadap parameter  $q$  sebagai berikut.

$$\begin{aligned} \frac{\partial \ln L(\Omega)}{\partial q} &= \frac{m_G - m_z}{q} - \frac{((N_G - N_z) - (m_G - m_z))}{(1-q)} = 0 \\ \frac{m_G - m_z}{q} - \frac{(N_G - N_z) - (m_G - m_z)}{(1-q)} &= 0 \\ \Leftrightarrow m_G - m_z(1-q) &= ((N_G - N_z) - (m_G - m_z))q \\ \Leftrightarrow m_G - m_z - m_G q + m_z q &= N_G q - N_z q - m_G q + m_z q \\ \Leftrightarrow m_G - m_z &= N_G q - N_z q - m_G q + m_z q + m_G q - m_z q \\ \Leftrightarrow m_G - m_z &= (N_G - N_z)q \end{aligned}$$



$$\hat{q} = \frac{m_G - m_Z}{N_G - N_Z} \quad (4.11)$$

Jadi estimator parameter  $p$  dan  $q$  untuk kondisi  $p > q$  adalah:

$$\hat{p} = \frac{m_Z}{N_Z} \quad \text{dan} \quad \hat{q} = \frac{m_G - m_Z}{N_G - N_Z}$$

Akan diperiksa apakah estimator  $\hat{p}$  dan  $\hat{q}$  merupakan nilai yang akan memaksimumkan fungsi  $f_1$  dan  $f_2$  dengan memeriksa turunan parsial kedua dari  $f_1$  dan  $f_2$  yang terdapat pada *Lampiran 2*.

Setelah diperoleh estimator parameter  $\hat{p}$  pada persamaan (4.5), selanjutnya disubstitusikan ke dalam fungsi likelihood  $L(\omega)$  apabila  $p = q$  adalah:

$$L(\hat{\omega}) = \left( \frac{m_G}{N_G} \right)^{m_G} \left( 1 - \frac{m_G}{N_G} \right)^{N_G - m_G} \quad (4.12)$$

dengan  $L(\hat{\omega})$  merupakan nilai maksimum  $L(\omega)$  di  $\omega$ .

Sedangkan untuk estimator  $\hat{p}$  dan  $\hat{q}$  pada persamaan (4.10) dan (4.11), disubstitusikan ke dalam fungsi likelihood  $L(\Omega)$  sebagai berikut.

$$L(\hat{\Omega}) = \begin{cases} \left( \frac{m_Z}{N_Z} \right)^{m_Z} \left( 1 - \frac{m_Z}{N_Z} \right)^{N_Z - m_Z} \left( \frac{m_G - m_Z}{N_G - N_Z} \right)^{m_G - m_Z} \left( 1 - \left( \frac{m_G - m_Z}{N_G - N_Z} \right) \right)^{(N_G - N_Z) - (m_G - m_Z)} & , \text{ jika } p > q \\ \frac{m_G}{N_G} \left( 1 - \frac{m_G}{N_G} \right)^{N_G - m_G} & , \text{ jika } p \leq q \end{cases} \quad (4.13)$$

dengan  $L(\hat{\Omega}) = \max_{Z \subseteq Z} L(\Omega)$  merupakan nilai maksimum  $L(\Omega)$  di  $\Omega$ .

Pada penulisan ini akan dideteksi kelompok daerah yang merupakan *most likely cluster* sehingga probabilitas dalam kelompok daerah harus lebih tinggi dari probabilitas di luar kelompok. Oleh karena itu, diperlukan suatu nilai yang besar sebagai kriteria pengujian.  $L(\hat{\Omega})$  dan  $L(\hat{\omega})$  merupakan suatu fungsi peluang

dengan nilai  $\lambda$  memenuhi sifat-sifat peluang yaitu antara lain  $\lambda = \frac{L(\hat{\Omega})}{L(\hat{\omega})} \geq 0$ ,

sehingga *log likelihood ratio* (LLR) dirumuskan sebagai berikut.



$$\begin{aligned}
\lambda &= \frac{\sup_{Z \in Z, p > q} L(Z, p, q)}{\sup_{p=q} L(Z, p, q)} = \frac{L(\hat{Z})}{L_0} \\
\lambda &= \frac{\max_{Z \subseteq Z} L(\Omega)}{\left( \frac{m_G}{N_G} \right)^{m_G} \left( 1 - \frac{m_G}{N_G} \right)^{N_G - m_G}} \\
\lambda &= \begin{cases} \frac{\left( \left( \frac{m_Z}{N_Z} \right)^{m_Z} \left( 1 - \frac{m_Z}{N_Z} \right)^{N_Z - m_Z} \right) \left( \left( \frac{m_G - m_Z}{N_G - N_Z} \right)^{m_G - m_Z} \left( 1 - \left( \frac{m_G - m_Z}{N_G - N_Z} \right) \right)^{(N_G - N_Z) - (m_G - m_Z)} \right)}{\left( \frac{m_G}{N_G} \right)^{m_G} \left( 1 - \frac{m_G}{N_G} \right)^{N_G - m_G}}, & \text{jika } p > q \\ 1, & \text{jika } p \leq q \end{cases} \quad (4.14)
\end{aligned}$$

Dengan mengganti estimasi langsung (*direct estimate*) dengan estimasi SAE *Empirical Bayes* maka fungsi likelihood termodifikasi menjadi:

$$L(\hat{\Omega}) = \left( \hat{p}_i^{EB m_Z} (1 - \hat{p}_i^{EB})^{N_Z - m_Z} \right) \left( \hat{q}_i^{EB m_G - m_Z} (1 - \hat{q}_i^{EB})^{(N_G - N_Z) - (m_G - m_Z)} \right) \quad (4.15)$$

$$L(\hat{\omega}) = \left( \frac{\sum_{i=1}^m \hat{p}_i^{EB}}{m} \right)^{m_G} \left( 1 - \frac{\sum_{i=1}^m \hat{p}_i^{EB}}{m} \right)^{N_G - m_G} \quad (4.16)$$

Sehingga *log likelihood ratio* pada *Scan Statistic* dengan menggunakan SAE *Empirical Bayes* dirumuskan sebagai berikut.

$$\lambda = \frac{\left( \left( \hat{p}_i^{EB} \right)^{m_Z} (1 - \hat{p}_i^{EB})^{N_Z - m_Z} \right) \left( \left( \hat{q}_i^{EB} \right)^{m_G - m_Z} (1 - \left( \hat{q}_i^{EB} \right))^{(N_G - N_Z) - (m_G - m_Z)} \right)}{\left( \frac{\sum_{i=1}^m \hat{p}_i^{EB}}{m} \right)^{m_G} \left( 1 - \frac{\sum_{i=1}^m \hat{p}_i^{EB}}{m} \right)^{N_G - m_G}} \quad (4.17)$$

Nilai *log likelihood ratio* tersebut dihitung untuk setiap *scanning window* yang terbentuk. Berdasarkan kumpulan *scanning window* dan nilai *log likelihood ratio* dari masing-masing pasangan  $(m_Z, N_Z)$ , maka *potential cluster* atau calon *most likely cluster* dapat ditentukan, yaitu *scanning window* yang mempunyai nilai *log likelihood ratio* (LLR) tertinggi.



## 4.2 Penerapan Metode *Small Area Estimation Empirical Bayes* (SAE EB)

Model *small area* dengan pendekatan *Empirical Bayes* diaplikasikan untuk mendapatkan estimasi proporsi kemiskinan tingkat kecamatan di Kepulauan Nias. Hasil pengolahan data dan analisis pada setiap langkah adalah sebagai berikut.

### 4.2.1 Gambaran Umum Tingkat Kemiskinan di Kepulauan Nias

Kepulauan Nias merupakan wilayah bagian Provinsi Sumatera Utara yang terpisah dari daratan dan berada di sebelah barat Pulau Sumatera dengan jarak  $\pm$  92 mill laut dari Kota Sibolga/Kabupaten Tapanuli Tengah. Secara geografis terletak antara  $00^{\circ}12'00''$  –  $01^{\circ}32'00''$  Lintang Utara dan  $97^{\circ}00'00''$  –  $98^{\circ}00'00''$  Bujur Timur dan berada pada ketinggian rata-rata 0 sampai 800 meter di atas permukaan laut dengan luas wilayah kurang lebih 5.121,31 Km<sup>2</sup>. Secara administratif wilayah Kepulauan Nias terbagi menjadi 4 kabupaten dan 1 kota dengan total 52 kecamatan. Adapun kondisi kependudukan di Kepulauan Nias sebagaimana Tabel 4.1.

Tabel 4.1 Luas Wilayah, Jumlah Rumah Tangga, Penduduk, dan Kepadatan Penduduk Menurut Kabupaten/Kota Tahun 2011

Wilayah	Luas Wilayah (Km <sup>2</sup> )	Jumlah Kecamatan	Rumah Tangga	Penduduk (jiwa)	Kepadatan (jiwa/Km <sup>2</sup> )
Nias	980,32	9	26.584	132.605	136
Nias Selatan	1.625,91	18	61.868	292.417	181
Nias Utara	1.501,63	11	26.737	128.434	86
Nias Barat	544,09	8	16.526	82.572	152
Gunung Sitoli	469,36	6	26.549	127.382	273
Kepulauan Nias	5.121,31	52	158.264	763.410	828
<b>Sumatera Utara</b>	<b>71.680,68</b>	<b>422</b>	<b>3.131.600</b>	<b>13.103.596</b>	<b>184</b>

Sumber : Sumatera Utara Dalam Angka 2012

Kondisi geografis Kepulauan Nias yang terpisah dari daratan Sumatera menyebabkan akses ke wilayah tersebut menjadi sedikit terkendala. Infrastruktur dan ketersediaan sarana prasarana di Kepulauan Nias menjadi lebih terbatas dibanding kabupaten/kota lainnya di Sumatera Utara, sehingga menyebabkan kondisi sosial ekonomi kabupaten/kota yang berada di Kepulauan Nias jauh



tertinggal dibandingkan dengan kabupaten/kota lainnya yang berada di Sumatera Utara. Persentase buta huruf kabupaten/kota di Kepulauan Nias jauh lebih tinggi dibanding rata-rata tingkat buta huruf provinsi. Apabila dilihat dari nilai Indeks Pembangunan Manusia (IPM), kabupaten/kota di Kepulauan Nias menempati peringkat terbawah dari kabupaten/kota lainnya di Provinsi Sumatera Utara.

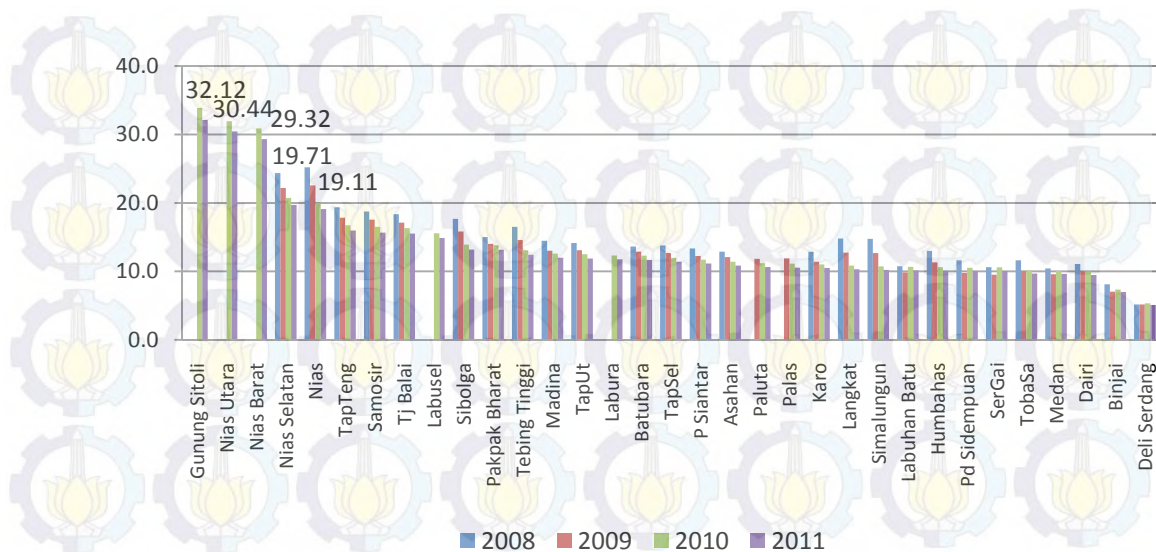
Tabel 4.2 Kondisi Sosial Ekonomi Kabupaten/Kota di Kepulauan Nias Tahun 2011

Kabupaten/ Kota	Laju Pertumbuhan Ekonomi	IPM		Buta Huruf
		Nilai	Peringkat	
Nias	6,81	69,09	30	17,12
Nias Selatan	4,46	67,72	32	27,96
Nias Utara	6,88	68,18	31	12,70
Nias Barat	6,76	67,10	33	18,20
Gunung Sitoli	6,55	72,21	25	9,67
<b>Sumatera Utara</b>	<b>6,63</b>	<b>74,65</b>	<b>-</b>	<b>2,85</b>

Sumber : Sumatera Utara Dalam Angka 2012

Berawal dari semua permasalahan baik dari segi geografis, sosial ekonomi, dan keterbatasan sarana prasarana di Kepulauan Nias implikasinya menyebabkan tingginya tingkat kemiskinan di wilayah tersebut. Pada tahun 2008 - 2011, kabupaten/kota yang berada di Kepulauan Nias menempati peringkat teratas kabupaten/kota dengan tingkat kemiskinan tertinggi di Sumatera Utara. Persentase penduduk miskin pada tahun 2011 tertinggi di Gunung Sitoli sebesar 32,12%, kemudian disusul oleh Nias Utara sebesar 30,44%, Nias Barat sebesar 29,32%, Nias Selatan sebesar 19,71%, dan Nias sebesar 19,11%. di Perkembangan tingkat kemiskinan Kabupaten/Kota di Sumatera Utara pada Gambar 4.1.





Gambar 4.1 Persentase Tingkat Kemiskinan Kabupaten/Kota di Provinsi Sumatera Utara Tahun 2008 – 2011

Pada Gambar 4.1 terlihat bahwa tingkat kemiskinan kabupaten/kota di Kepulauan Nias dari tahun 2008 sampai tahun 2011 cenderung menurun, namun relatif lebih tinggi jika dibandingkan dengan tingkat kemiskinan di kabupaten/kota lainnya di Provinsi Sumatera Utara. Untuk mengimplementasikan berbagai program pengentasan kemiskinan diperlukan adanya informasi daerah yang merupakan prioritas lokasi pengentasan kemiskinan melalui keberadaan kantong-kantong kemiskinan di Kepulauan Nias. Informasi keberadaan daerah kantong kemiskinan akan lebih berarti apabila tersedia data kemiskinan dalam wilayah kecil (kecamatan) sehingga program pengentasan kemiskinan bisa berjalan lebih efektif dan tepat sasaran. Penelitian ini ditujukan untuk menghitung proporsi kemiskinan pada level kecamatan di Kepulauan Nias serta menentukan daerah kantong kemiskinan pada level kecamatan dengan pendekatan *Scan Statistic* berbasis *Small Area Estimation Empirical Bayes*.

#### 4.2.2 Estimasi Langsung Proporsi Kemiskinan

Penghitungan proporsi kemiskinan tingkat kecamatan di Kepulauan Nias didasarkan pada konsep kemiskinan makro. Sumber data penghitungan kemiskinan makro adalah Susenas. Kecamatan yang ada di Kepulauan Nias adalah 52 kecamatan, sedangkan yang menjadi sampel Susenas sebanyak 47



kecamatan. Jumlah rumahtangga sampel dan kode kecamatan yang diteliti dapat dilihat pada *Lampiran 3*. Estimasi langsung proporsi kemiskinan setiap kecamatan dihitung berdasarkan konsep BPS, dimana penduduk dikategorikan miskin apabila memiliki rata-rata pengeluaran per kapita per bulan di bawah garis kemiskinan. Adapun garis kemiskinan yang digunakan mengacu pada Tabel 4.3.

Tabel 4.3 Garis Kemiskinan Menurut Kabupaten/Kota di Kepulauan Nias Tahun 2011

Kabupaten/ Kota	Garis Kemiskinan (Rp/Kap/bulan)
Nias	262.560
Nias Selatan	204.057
Nias Utara	287.280
Nias Barat	276.877
Gunung Sitoli	270.245

Sumber : Data dan Informasi Kemiskinan Kabupaten/Kota 2011, BPS

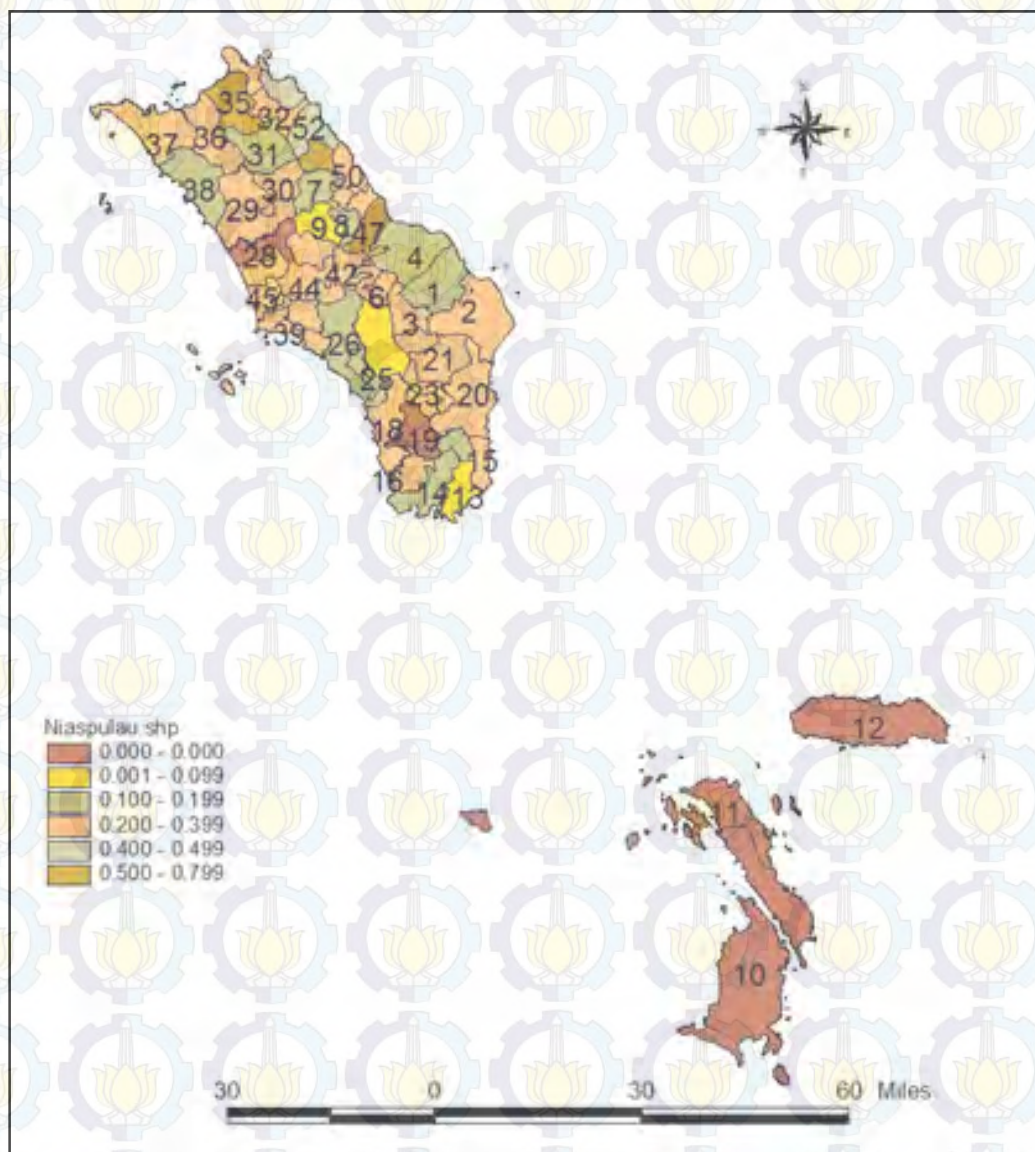
Estimasi proporsi kemiskinan setiap kecamatan diperoleh berdasarkan rumus pada (2.6), dimana proporsi kemiskinan merupakan jumlah penduduk miskin dibagi dengan jumlah penduduk pada setiap kecamatan. Hasil penghitungan proporsi kemiskinan dengan estimasi langsung tiap kecamatan terdapat pada *Lampiran 4*. Nilai statistik hasil estimasi langsung ( $\hat{y}_i$ ) selengkapnya dapat dilihat pada Tabel 4.4.

Tabel 4.4 Nilai Statistik Proporsi Kemiskinan Hasil Estimasi Langsung

Statistik	Nilai
Rata-rata	0,2713
Standar Deviasi	0,1265
Varians	0,0160
Minimum	0,0160
Q1	0,1660
Median	0,2766
Q3	0,3410
Maksimum	0,6190



Pemetaan proporsi kemiskinan tingkat kecamatan di Kepulauan Nias hasil estimasi langsung pada 47 kecamatan yang diteliti dapat dilihat pada Gambar 4.2. Untuk wilayah yang berwarna merah menunjukkan bahwa kecamatan tersebut tidak dicakup dalam penelitian. Hasil estimasi langsung memperlihatkan proporsi kemiskinan ( $\hat{y}_i$ ) dan variansi sampel tanpa menggunakan variabel penyerta (*auxiliary variables*) dari masing-masing kecamatan yang terpilih sebagai *small area*. Proporsi kemiskinan tertinggi berada di kecamatan Gunung Sitoli Idanoi dengan proporsi kemiskinan sebesar 0,6190.



Gambar 4.2 Peta Proporsi Kemiskinan Hasil Estimasi Langsung



Hasil estimasi yang diperoleh dengan metode *direct estimation* cenderung tidak dapat diandalkan dikarenakan jumlah sampel yang sangat kecil untuk setiap kecamatan. Sehingga hasil estimasi proporsi kemiskinan yang diperoleh dengan metode *direct estimation* akan menghasilkan variansi yang cukup besar karena sampel yang diambil tidak dapat menggambarkan keadaan kemiskinan yang sebenarnya terjadi di setiap kecamatan di Kepulauan Nias. Oleh karena itu, akan dilakukan estimasi tidak langsung (*indirect estimation*) proporsi kemiskinan menggunakan metode *Small Area Estimation Empirical Bayes* (SAE EB) dengan mengikutsertakan data variabel penyerta (*auxiliary variables*) yang bersumber dari data Podes 2011. Selain itu, akan dihitung juga variansi posterior hasil estimasi tidak langsung. Diharapkan dengan mengikutsertakan data dari variabel penyerta tersebut, akan menghasilkan estimasi proporsi kemiskinan yang lebih akurat dengan variansi posterior yang lebih kecil dibandingkan dengan variansi sampel dengan metode *direct estimation*.

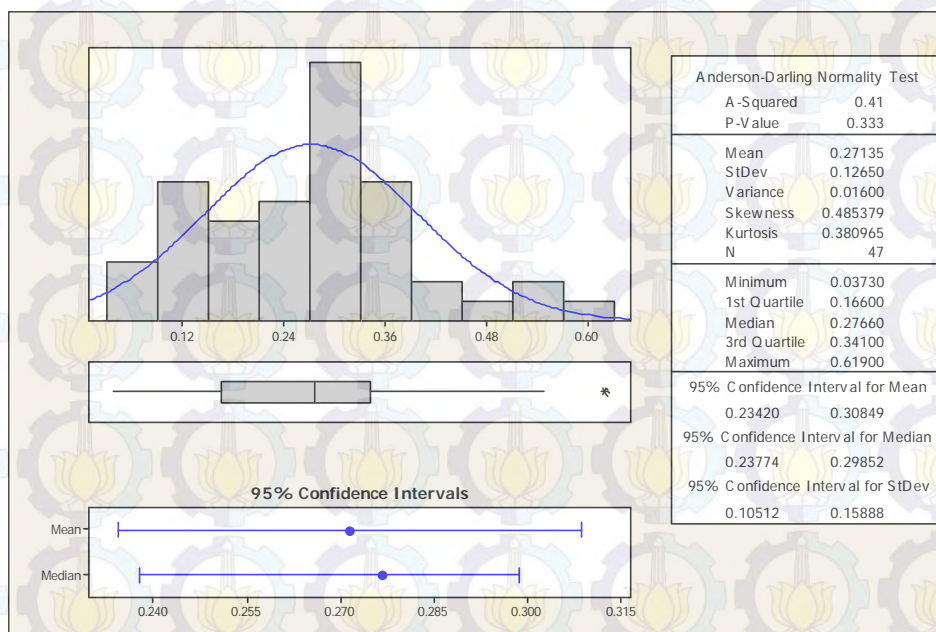
#### **4.2.3 Estimasi Tidak Langsung dengan Metode *Small Area Estimation***

Langkah awal yang harus dilakukan dalam melakukan estimasi proporsi kemiskinan dengan menggunakan metode SAE-*Empirical Bayes* adalah melihat distribusi data variabel respon.

##### **4.2.3.1 Karakteristik Variabel Respon**

Karakteristik variabel respon perlu diketahui untuk menentukan bentuk distribusi *likelihood* yang nantinya akan diterapkan pada pemodelan dengan pendekatan bayesian. Distribusi variabel respon yang diperoleh diharapkan dapat menggambarkan pola data proporsi penduduk miskin di Kepulauan Nias. Karakteristik variabel respon dapat dilihat pada Gambar 4.3.





Gambar 4.3 Karakteristik Data Proporsi Kemiskinan

Gambar 4.3 menunjukkan pola persebaran data proporsi kemiskinan hasil estimasi langsung membentuk pola distribusi normal. Hasil uji normalitas dengan menggunakan metode Anderson Darling memperlihatkan nilai Anderson Darling sebesar 0,410 dan nilai *p-value* yang dihasilkan lebih dari  $\alpha = 5\%$  (0,333) yang artinya Gagal Tolak  $H_0$  sehingga dapat disimpulkan bahwa variabel proporsi kemiskinan di Kepulauan Nias berdistribusi normal. *Output* hasil uji normalitas variabel respon menggunakan metode Anderson Darling dapat dilihat pada *Lampiran 5*.

#### 4.2.3.2 Deskripsi Variabel Penyerta (*Auxiliary Variables*)

Hasil estimasi tidak langsung dengan menggunakan metode *Small Area Estimation* sangat bergantung pada pemilihan variabel penyerta yang digunakan. Data dalam wilayah kecil yang bisa digunakan sebagai variabel penyerta umumnya sulit diperoleh. Berdasarkan penelitian terdahulu dan disesuaikan dengan karakteristik wilayah dan ketersediaan data maka dipilih 9 (sembilan) variabel yang diduga mempengaruhi kemiskinan di Kepulauan Nias. Berikut statistik deskriptif variabel penyerta yang digunakan dalam penelitian seperti yang tersaji pada Tabel 4.5.



Tabel 4.5 Nilai Statistik Deskriptif Variabel Penyerta Yang Digunakan

Variabel	Rata-rata	Standar Deviasi	Varsians	Min	Q1	Med	Q3	Max
X <sub>1</sub>	1,59	0,45	0,20	0,55	1,30	1,54	1,89	2,83
X <sub>2</sub>	0,39	0,23	0,05	0,08	0,21	0,31	0,50	1,00
X <sub>3</sub>	2,90	1,67	2,80	0,40	1,53	2,69	3,71	7,18
X <sub>4</sub>	82,59	17,94	321,89	11,28	78,59	87,82	93,55	98,94
X <sub>5</sub>	0,93	2,14	4,58	0,00	0,00	0,06	0,39	10,35
X <sub>6</sub>	12,47	13,66	186,50	0,00	0,76	8,22	18,73	47,21
X <sub>7</sub>	3,14	3,43	11,79	0,00	0,49	2,19	5,26	13,92
X <sub>8</sub>	2,20	2,79	7,79	0,00	0,00	0,64	3,95	8,95
X <sub>9</sub>	14,26	19,29	372,02	0,00	0,00	7,00	22,00	71,00

Dari Tabel 4.5 terlihat bahwa dari sembilan variabel penyerta yang bersumber dari Pendataan Potensi Desa 2011, variabel X<sub>4</sub>, X<sub>6</sub>, dan X<sub>9</sub> mempunyai nilai varians yang cukup tinggi. Variabel banyaknya kejadian bencana alam (X<sub>9</sub>) paling bervariasi antar kecamatan dibandingkan dengan variabel lain, hal ini ditunjukkan dengan nilai varians sebesar 372,02. Variabel rasio sarana kesehatan terhadap total penduduk (X<sub>2</sub>) memiliki variasi data yang paling homogen.

Pemilihan variabel penyerta yang diasumsikan mempengaruhi kemiskinan dilakukan dengan eksplorasi terhadap data dengan melihat *scatter plot* yang tersaji pada *Lampiran 6*. Hubungan antara variabel respon dengan variabel penyerta X<sub>1</sub> dan X<sub>2</sub> menunjukkan hubungan negatif, variabel X<sub>4</sub>, X<sub>7</sub>, X<sub>8</sub> dan X<sub>9</sub> menunjukkan hubungan positif, sedangkan variabel X<sub>3</sub>, X<sub>5</sub> dan X<sub>6</sub> memperlihatkan pola yang kurang jelas. Selain itu, untuk melihat keterkaitan antara proporsi kemiskinan dengan variabel penyerta dilakukan juga uji korelasi *Pearson*.

Hasil uji korelasi *Pearson* dengan menggunakan tingkat signifikansi 10% atau  $\alpha = 0,10$  menunjukkan terdapat 6 (enam) variabel penyerta yang signifikan terhadap proporsi kemiskinan di Kepulauan Nias. Variabel penyerta tersebut adalah rasio lembaga pendidikan (SD, SMP, SMA, SMEA) terhadap total



penduduk ( $X_1$ ), rasio sarana kesehatan terhadap total penduduk ( $X_2$ ), persentase keluarga pertanian ( $X_4$ ), persentase SKTM yang dikeluarkan ( $X_7$ ), persentase keluarga yang tinggal di bantara sungai ( $X_8$ ), dan banyaknya kejadian bencana alam ( $X_9$ ). Nilai korelasi *Pearson* antara variabel respon dan variabel penyerta tersaji pada Tabel 4.6. Hasil uji korelasi *pearson* selengkapnya pada *Lampiran 7*.

Tabel 4.6 *Output Uji Korelasi Pearson Antara Variabel Respon dan Variabel Penyerta*

Variabel	Nilai Korelasi <i>Pearson</i>	<i>p-value</i>
$X_1$	-0,298	0,042
$X_2$	-0,312	0,033
$X_3$	-0,098	0,510
$X_4$	0,246	0,095
$X_5$	-0,121	0,417
$X_6$	-0,028	0,850
$X_7$	0,289	0,049
$X_8$	0,278	0,058
$X_9$	0,276	0,060

Berdasarkan *scatter plot* dan hasil yang ditunjukkan oleh nilai korelasi *Pearson* maka 6 (enam) variabel penyerta yang signifikan tersebut dapat digunakan sebagai informasi tambahan dalam melakukan estimasi tidak langsung dengan metode *Small Area Estimation Empirical Bayes* untuk menduga proporsi kemiskinan setiap kecamatan di Kepulauan Nias.

#### 4.2.3.3 *Small Area Estimation Empirical Bayes (SAE EB)*

Pembentukan model SAE untuk mengestimasi proporsi kemiskinan pada kecamatan di Kepulauan Nias menggunakan variabel penyerta yang telah ditentukan. Penggunaan metode *Empirical Bayes* untuk membentuk model SAE yang terdiri dari fungsi prior dan posterior sesuai dengan asumsi bahwa



kecamatan yang digunakan dalam model mampu menyediakan informasi (*prior*) terhadap kecamatan tidak tersampel karena kesamaan karakteristik kecamatan tersebut. Karakteristik yang sama dilihat dari segi ketersediaan sarana dan prasarana berupa rasio lembaga pendidikan (SD, SMP, SMA, SMEA) terhadap total penduduk, rasio sarana kesehatan terhadap total penduduk, dari segi ekonomi berupa persentase keluarga pertanian, persentase SKTM yang dikeluarkan, serta kondisi geografis yaitu persentase keluarga yang tinggal di bantara sungai dan banyaknya kejadian bencana alam.

Berdasarkan hasil uji normalitas dengan menggunakan uji Anderson Darling diperoleh bahwa variabel proporsi kemiskinan seperti pada Gambar 4.3 mengikuti distribusi normal  $(y_i | p_i \sim N(p_i, \psi_i))$ . Dengan  $p_i \sim N(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}, \sigma_v^2)$  adalah sebaran prior untuk  $p_i, i = 1, 2, \dots, m$ . Untuk membentuk model *SAE-Empirical Bayes* terlebih dahulu dilakukan estimasi terhadap varians efek random  $\sigma_v^2$ , seperti disajikan pada persamaan (2.3). Estimasi terhadap varians efek random  $\sigma_v^2$  menggunakan metode *REML* dan diperoleh nilai  $\hat{\sigma}_v^2$  sebesar 0,004859. Setelah diperoleh nilai  $\hat{\sigma}_v^2$  selanjutnya dilakukan estimasi terhadap nilai  $\boldsymbol{\beta}$  menggunakan metode *WLS*.

Hasil estimasi parameter  $(\hat{\boldsymbol{\beta}})$  yang merupakan estimator variabel penyerta (*auxiliary variables*) yang meliputi rasio lembaga pendidikan (SD, SMP, SMA, SMEA) terhadap total penduduk ( $X_1$ ), rasio sarana kesehatan terhadap total penduduk ( $X_2$ ), persentase keluarga pertanian ( $X_4$ ), persentase SKTM yang dikeluarkan ( $X_7$ ), persentase keluarga yang tinggal di bantara sungai ( $X_8$ ), dan banyaknya kejadian bencana alam ( $X_9$ ) adalah sebagai berikut.



Tabel 4.7 Nilai Estimasi Parameter ( $\hat{\beta}$ )

Variabel Penyerta ( $X_i$ )	Nilai ( $\hat{\beta}$ )
Konstanta	0,200331
X <sub>1</sub>	-0,051982
X <sub>2</sub>	-0,099913
X <sub>4</sub>	0,001840
X <sub>7</sub>	0,010201
X <sub>8</sub>	0,006154
X <sub>9</sub>	0,000115

Hasil estimasi yang diperoleh menunjukkan tanda koefisien yang tidak bertentangan dengan hasil uji korelasi *Pearson*. Setelah  $\sigma_v^2$  dan  $\beta$  diestimasi maka diperoleh model penduga SAE *Empirical Bayes* sebagai berikut.

$$\hat{p}_i^{EB} = x_i^T \beta + \left(1 - \frac{\psi_i}{0,004859 + \psi_i}\right) (y_i - x_i^T \beta)$$

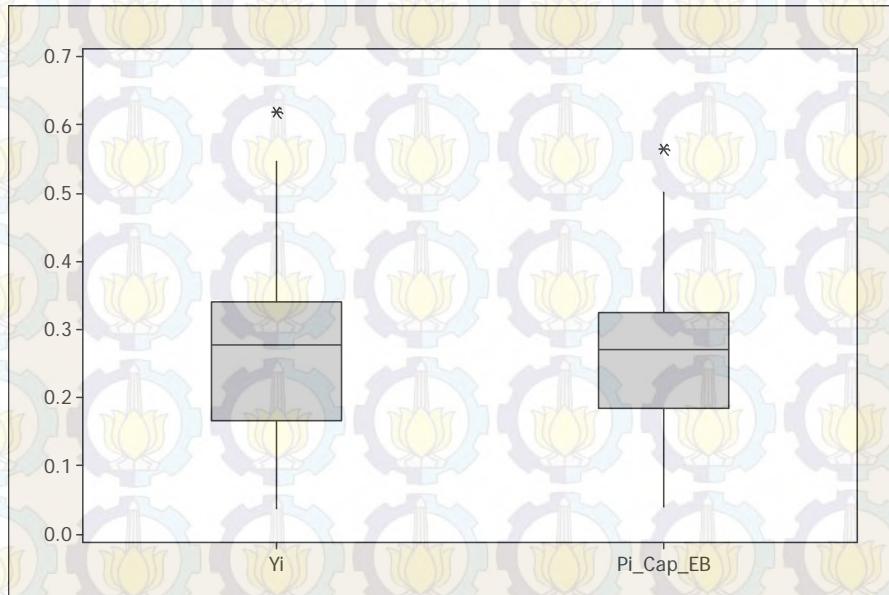
dimana  $\psi_i$  merupakan nilai varians *sampling error* dari variabel yang diamati dan diasumsikan diketahui. Model *Small Area Estimation* dengan metode *Empirical Bayes* yang terbentuk selanjutnya digunakan untuk mengestimasi proporsi kemiskinan tingkat kecamatan di wilayah tersurvei. Secara ringkas hasil estimasi terdapat pada Tabel 4.8.

Tabel 4.8 Nilai Statistik Proporsi Kemiskinan Hasil SAE *Empirical Bayes*

Statistik	Nilai
Rata-rata	0,2677
Standar Deviasi	0,1098
Varians	0,0121
Minimum	0,0396
Q1	0,1839
Median	0,2709
Q3	0,258
Maksimum	0,5646



Data proporsi kemiskinan diperoleh dari Susenas 2011 yang diambil dari 47 kecamatan di Kepulauan Nias. Hasil estimasi untuk daerah tersurvei secara lengkap pada *Lampiran 8*. Estimasi proporsi kemiskinan berdasarkan *Small Area Estimation Empirical Bayes* diperoleh nilai proporsi kemiskinan mempunyai varians lebih rendah dibandingkan dengan estimasi langsung.



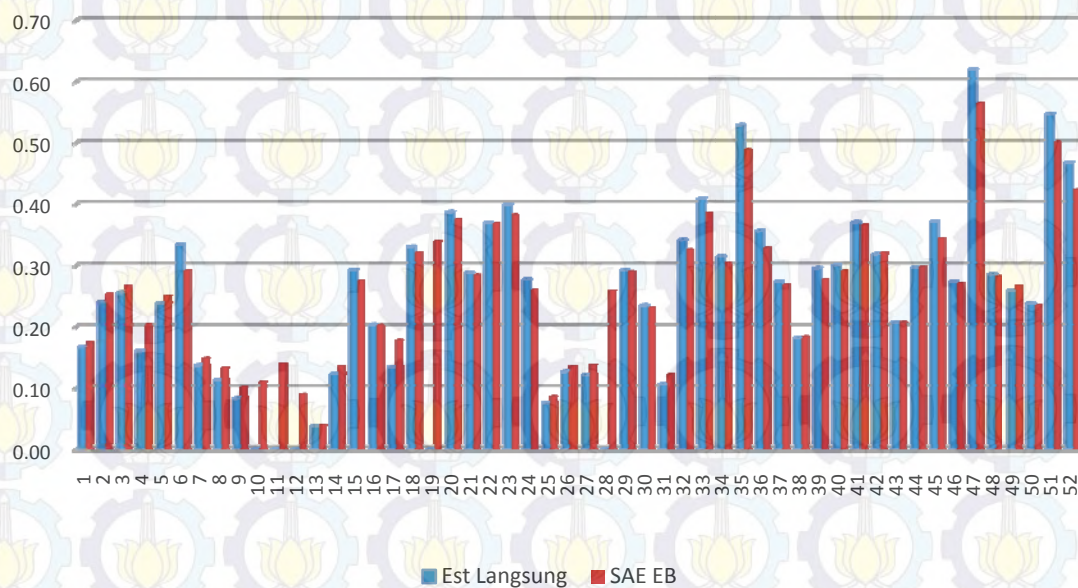
Gambar 4.4. *Boxplot* Proporsi Kemiskinan Hasil Estimasi Langsung dan SAE EB

Estimasi SAE untuk daerah lebih luas merupakan estimasi atau prediksi dari daerah yang tersurvei dan daerah yang tidak tersurvei. Menurut Rao (2003), konsep estimasi sintetik dapat digunakan untuk mengestimasi wilayah yang tidak tersurvei, dengan asumsi perilaku antar wilayah sama. Estimator dikatakan sebagai estimator sintetik jika estimator langsung untuk area luas dapat mencakup semua area kecil, yang kemudian digunakan untuk menduga parameter secara tak langsung untuk area kecil dengan mengasumsikan bahwa area kecil mempunyai karakteristik yang sama dengan area besar. Untuk menduga keseluruhan kecamatan yang ada di Kepulauan Nias maka kecamatan yang tidak tersurvei akan diduga melalui estimasi sintetik.

Jika informasi tambahan dari domain khusus  $x_i$  diketahui, maka digunakan estimator regresi sintetik  $\mathbf{x}_i^T \hat{\boldsymbol{\beta}}$ , sehingga estimator sintetik untuk wilayah tidak tersurvei dirumuskan sebagai  $\hat{p}_i = \mathbf{x}_i^T \hat{\boldsymbol{\beta}}$  dengan  $\hat{\boldsymbol{\beta}}$  merupakan



penyelesaian persamaan kuadrat terkecil dari model regresi pada daerah tersurvei. Hasil penghitungan proporsi kemiskinan dengan estimasi tidak langsung untuk kecamatan tidak tersurvei terdapat pada *Lampiran 9*. Perbandingan proporsi kemiskinan hasil estimasi langsung dengan estimasi metode SAE EB pada Gambar 4.5.



Gambar 4.5 Perbandingan Proporsi Kemiskinan Hasil Estimasi Langsung dan SAE EB

Estimasi tidak langsung proporsi kemiskinan dengan menggunakan metode *Small Area Estimation Empirical Bayes* diperoleh kecamatan yang mempunyai tingkat kemiskinan cukup tinggi sebagian besar merupakan wilayah bagian Kota Gunung Sitoli, diantaranya adalah Gunung Sitoli Idanoi, Gunung Sitoli Alo Oa dan Gunung Sitoli Utara serta Nias Utara dengan wilayahnya Lotu dan Tuhemberua. Kecamatan dengan proporsi kemiskinan rendah dibandingkan kecamatan lainnya di Kepulauan Nias umumnya kecamatan yang merupakan wilayah bagian Nias Selatan, diantaranya adalah Hibala, Pulau-Pulau Batu, Pulau-Pulau Batu Timur, Teluk Dalam, Fanayama, Mazino, Lolomatua, Lolowa'u dan Hilimegai, Nias Utara dengan wilayahnya Namohalu Esiwa dan Afulu, serta Nias dengan wilayahnya Hiliduho, Hili Serangkai, dan Botomuzoi. Pemetaan proporsi kemiskinan tingkat kecamatan di Kepulauan Nias berdasarkan SAE EB pada Gambar 4.6.





Gambar 4.6 Peta Proporsi Kemiskinan Hasil SAE *Empirical Bayes*

#### 4.2.4 Pengujian Asumsi Metode *Small Area Estimation Empirical Bayes*

Estimasi tidak langsung dengan menggunakan metode *Small Area Estimation Empirical Bayes* untuk menghitung proporsi kemiskinan di Kepulauan Nias harus memenuhi beberapa asumsi diantaranya adalah asumsi normalitas pada efek random, *sampling error*, dan prior. Selain itu, asumsi independensi antara efek random dan *sampling error* juga harus terpenuhi.



#### 4.2.4.1 Uji Normalitas

Asumsi yang digunakan dalam metode *Small Area Estimation Empirical Bayes* adalah asumsi normalitas pada efek random dan *sampling error* yaitu  $v_i \sim iid N(0, \sigma_v^2)$  dan  $e_i \sim iid N(0, \psi_i)$ . Selain itu asumsi normalitas pada prior yaitu  $p_i \sim N(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}, \sigma_v^2)$  yang merupakan sebaran prior untuk  $p_i$ , dimana  $i = 1, 2, \dots, m$ . Pengujian asumsi normalitas yang harus dipenuhi dalam model dilakukan menggunakan metode Anderson-Darling dengan hipotesis sebagai berikut.

Ho : Data berdistribusi normal

H<sub>1</sub> : Data tidak berdistribusi normal

Hasil uji normalitas pada efek random dengan menggunakan metode Anderson Darling memperlihatkan nilai Anderson Darling sebesar 0,412 dan nilai *p-value* yang dihasilkan lebih dari  $\alpha = 5\%$  (0,327) yang artinya Gagal Tolak Ho sehingga dapat disimpulkan bahwa efek random berdistribusi normal. *Output* hasil uji normalitas efek random menggunakan metode Anderson Darling dapat dilihat pada *Lampiran 10*.

Asumsi normalitas pada *sampling error* dengan menggunakan metode Anderson Darling adalah Gagal Tolak Ho dengan nilai Anderson Darling sebesar 0,710 dan nilai *p-value* yang dihasilkan lebih dari  $\alpha = 5\%$  (0,060) sehingga dapat disimpulkan bahwa *sampling error* berdistribusi normal. *Output* hasil uji kenormalan *sampling error* menggunakan metode Anderson Darling dapat dilihat pada *Lampiran 11*.

Model *Small Area Estimation Empirical Bayes* yang digunakan untuk estimasi proporsi kemiskinan di Kepulauan Nias berdistribusi normal. Salah satu asumsi yang harus dipenuhi adalah prior yang digunakan dalam model diasumsikan berdistribusi normal. Hasil uji normalitas pada prior dengan menggunakan metode Anderson Darling memperlihatkan nilai Anderson Darling sebesar 0,677 dan nilai *p-value* yang dihasilkan lebih dari  $\alpha = 5\%$  (0,072) yang artinya Gagal Tolak Ho sehingga dapat disimpulkan bahwa prior berdistribusi



normal. *Output* hasil uji normalitas prior menggunakan metode Anderson Darling dapat dilihat pada *Lampiran 12*.

#### 4.2.4.2 Uji Independensi

Salah satu asumsi yang harus dipenuhi dalam model *Small Area Estimation* metode *Empirical Bayes* adalah adanya independensi antara efek random dan *sampling error* dimana  $v_i \sim iid N(0, \sigma_v^2)$  dan  $e_i \sim iid N(0, \psi_i)$ ,  $v_i$  dan  $e_i$  saling bebas. Untuk mengetahui independensi atau hubungan antara efek random ( $v_i$ ) dengan *sampling error* ( $e_i$ ) dilakukan uji korelasi Pearson. Hasil uji korelasi Pearson seperti pada Tabel 4.9.

Tabel 4.9 Uji Korelasi *Pearson* Antara Efek Random dan *Sampling Error*

Statistik	Nilai
Nilai korelasi	-0,256
<i>P-value</i>	0,082
N	47

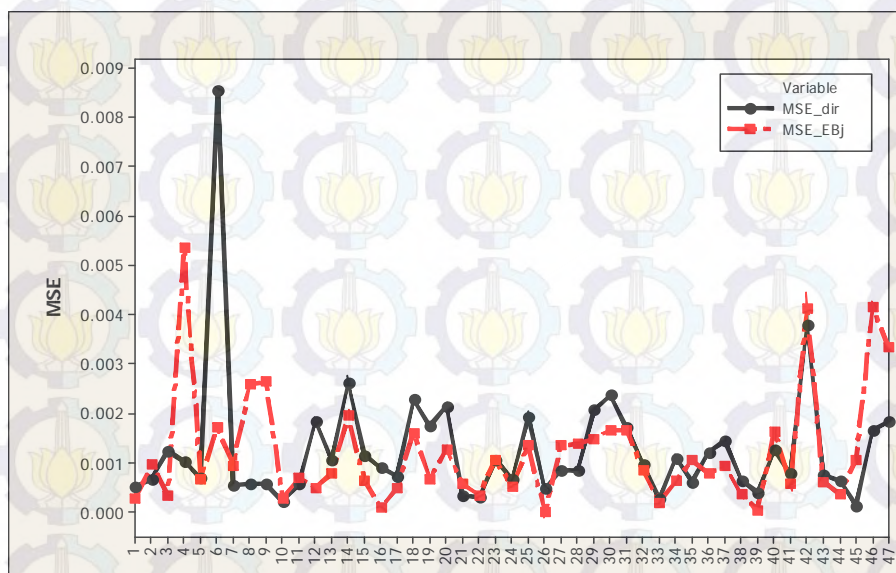
Berdasarkan Tabel 4.9 menunjukkan nilai korelasi *Pearson* antara efek random dan *sampling error* adalah sebesar -0,256 dengan *p-value* sebesar 0,082. Hasil uji korelasi menunjukkan *p-value* kurang dari  $\alpha = 0,05$  yang artinya Gagal Tolak  $H_0$  sehingga dapat disimpulkan bahwa pada tingkat signifikansi 5 % tidak terdapat hubungan antara dua variabel yang dibandingkan atau dengan kata lain efek random dan *sampling error* saling independen.

#### 4.2.5 Perbandingan Hasil Estimasi Langsung dan Estimasi Tidak Langsung Metode *Small Area Estimation Empirical Bayes*

Setelah dilakukan estimasi proporsi kemiskinan tingkat kecamatan di Kepulauan Nias dengan metode estimasi langsung (*direct estimation*) dan estimasi tidak langsung (*indirect estimation*) dengan metode *SAE Empirical Bayes*, langkah selanjutnya adalah menduga nilai *Mean Square Error* (MSE) hasil kedua estimasi tersebut. Nilai MSE yang diperoleh dari metode *Empirical Bayes*



memiliki bias dikarenakan adanya estimasi pada parameternya, sehingga dilakukan koreksi terhadap nilai MSE dengan menggunakan metode resampling *Jackknife*. Perbandingan nilai MSE hasil estimasi langsung (*MSE Direct*) dan *MSE EB-Jackknife* (*MSE Jackknife*) proporsi kemiskinan kecamatan tersurvei tersaji pada Gambar 4.7.



Gambar 4.7 Perbandingan nilai MSE Estimasi Langsung dan MSE EB-*Jackknife*

Perbandingan nilai MSE estimasi langsung dan MSE EB-*Jackknife* secara deskriptif terlihat pada Tabel 4.10, nilai MSE secara rinci kedua metode estimasi tersaji pada *Lampiran 13*. Berdasarkan nilai MSE, estimasi proporsi kemiskinan tingkat kecamatan di Kepulauan Nias dengan menggunakan metode SAE *Empirical Bayes* pendekatan *jackknife* menghasilkan estimator dengan tingkat akurasi yang lebih baik karena menghasilkan nilai varians yang lebih kecil. Oleh karena itu, dapat dikatakan estimasi tidak langsung dengan metode *Small Area Estimation Empirical Bayes* dapat memperbaiki hasil estimasi langsung.



Tabel 4.10 Nilai Statistik MSE Estimasi Langsung dan MSE *Jackknife*

Statistik	MSE Estimasi Langsung	MSE <i>Jackknife</i>
Rata-rata	0,001276	0,001208
Standar Deviasi	0,001314	0,001132
Varians	0,000002	0,000001
Minimum	0,000143	0,000010
Q1	0,000594	0,000500
Median	0,000901	0,000841
Q3	0,001710	0,001613
Maksimum	0,008547	0,005345

Hasil estimasi proporsi kemiskinan berdasarkan metode SAE *Empirical Bayes* tersebut selanjutnya digunakan sebagai input dalam *Scan Statistic* guna mendapatkan daerah kantong-kantong kemiskinan (dalam istilah *Scan Statistic* disebut sebagai *Most Likely Cluster*) di Kepulauan Nias.

#### 4.3 Aplikasi *Scan Statistic* dengan Pendekatan SAE *Empirical Bayes* Untuk Mendeteksi Kantong Kemiskinan

Peta kemiskinan yang berupa deskripsi spasial dengan *hotspot poverty* merupakan salah satu informasi yang paling berguna bagi pembuat kebijakan dan peneliti karena dengan adanya informasi tentang *hotspot poverty* maka dapat diketahui wilayah yang memerlukan perhatian khusus dan prioritas utama dalam upaya menangani masalah kemiskinan. *Scan Statistic* merupakan salah satu metode yang dapat digunakan untuk mendeteksi *hotspot* dimana dalam penelitian ini wilayah yang terdeteksi sebagai *hotspot* disebut sebagai daerah kantong kemiskinan.

Berdasarkan hasil estimasi proporsi kemiskinan dengan metode SAE *Empirical Bayes* kemudian dikalikan dengan jumlah penduduk pada setiap kecamatan, selanjutnya akan diperoleh jumlah penduduk miskin dan penduduk tidak miskin pada setiap kecamatan yang akan digunakan sebagai input dalam *Scan Statistic* seperti yang tersaji pada *Lampiran 14*. Selain itu juga digunakan data informasi geografis setiap kecamatan yaitu berupa letak astronomi kantor kecamatan dalam satuan derajat Lintang Utara ( $u_i$ ) dan Bujur Timur ( $v_i$ ).



Untuk menentukan daerah yang merupakan kantong kemiskinan, langkah awal yang dilakukan adalah pembentukan *scanning window*. Hal ini dilakukan untuk semua lokasi sampai ukuran *cluster* maksimum sebesar 50% dari total populasi. Kemudian setiap *scanning window* yang terbentuk dihitung nilai *log likelihood ratio* (LLR). Berdasarkan kumpulan *scanning window* dan nilai *log likelihood ratio* dari masing-masing pasangan  $(m_z, N_z)$ , maka *potential cluster* atau calon *most likely cluster* dapat ditentukan, yaitu *scanning window* yang mempunyai nilai *log likelihood ratio* (LLR) tertinggi. Langkah selanjutnya, untuk menentukan daerah yang menjadi MLC atau daerah kantong kemiskinan dilakukan pengujian hipotesis Monte Carlo.

Berdasarkan uji hipotesis Monte Carlo yaitu dengan membangun simulasi data acak yang dibentuk dibawah kondisi  $H_0$  dengan pengulangan sebanyak 9, 999, dan 9999. Dari setiap simulasi dicari *scanning window* dengan nilai *log likelihood ratio* (LLR) tertinggi. Kemudian nilai LLR tertinggi dari masing-masing simulasi tersebut dan nilai LLR dari data riil diurutkan dari yang terbesar hingga terkecil. Hasil dari beberapa pengulangan memberikan kesimpulan yang sama. Pengujian tingkat signifikansi dengan pengulangan sebanyak 9999 diperoleh nilai Monte Carlo rank untuk kantong kemiskinan yang terbentuk sebesar 1/10000 yang berarti ada satu nilai LLR dari data acak yang nilainya lebih besar dari nilai LLR data riil, sehingga *p-value* yang didapat adalah 0,0001.

Setelah didapat nilai *p-value*, kemudian dilakukan pengujian apakah *potential cluster* yang terbentuk merupakan kantong kemiskinan atau *most likely cluster*. Dengan menggunakan tingkat signifikansi  $\alpha = 0,05$  diperoleh bahwa *potential cluster* yang terbentuk sejumlah 10 (sepuluh) tersebut signifikan secara statistik yang artinya merupakan daerah kantong kemiskinan atau *most likely cluster*.

Hasil dari beberapa pengulangan memberikan kesimpulan yang sama baik dari sisi jumlah kantong kemiskinan yang dideteksi maupun nilai *Relative Risk* (RR). Nilai *Relative Risk* (RR) digunakan untuk mengevaluasi besarnya resiko dari suatu area signifikan terhadap area lain apabila nilai RR lebih besar dari 1. Hasil yang disajikan pada Tabel 4.11 merupakan pengujian tingkat signifikansi



dengan pengulangan sebanyak 9999. Hasil lengkap untuk pendeteksian kantong kemiskinan dengan menggunakan *Scan Statistic* secara rinci dapat dilihat pada *Lampiran 15*. Hasil pendeteksian kantong kemiskinan di Kepulauan Nias secara ringkas dapat dilihat pada Tabel 4.11.

Tabel 4.11 Hasil Pendeteksian Kantong Kemiskinan di Kepulauan Nias

Kantong Kemiskinan	Kode Kecamatan	Jumlah Penduduk	Jumlah Miskin	Persentase Miskin	RR	LLR	<i>p-value</i>
1	47	61.190	34.546	56,5	2,28	12.653,77	0,0001
2	28, 46, 45, 31, 32, 39, 30, 29, 33, 34, 35, 44, 40, 43, 52, 7, 51, 36	190.350	59.382	31,2	1,40	2.862,02	0,0001
3	20	35.238	13.226	37,5	1,77	2.259,60	0,0001
4	22, 23	30.304	11.381	37,6	1,87	2.281,60	0,0001
5	18, 6	23.432	7.336	31,3	1,61	876,37	0,0001
6	48, 5, 27, 42, 50	58.356	15.482	26,5	1,45	1.017,50	0,0001
7	14, 19, 1, 24, 21, 16, 4, 3	142.174	30.965	21,8	1,36	931,21	0,0001
8	37, 38, 9, 41, 49	62.200	14.152	22,8	1,69	1.350,83	0,0001
9	15, 2	31.265	8.096	25,9	2,47	2.232,20	0,0001
10	26, 8	38.020	5.120	13,5	1,46	247,28	0,0001

Berdasarkan Tabel 4.11 diperoleh informasi bahwa kantong kemiskinan yang terbentuk berjumlah 10 (sepuluh) kantong, dimana berdasarkan uji hipotesis Monte Carlo, dengan menggunakan tingkat signifikansi  $\alpha = 0,05$ , *potential cluster* yang terbentuk tersebut signifikan secara statistik dan dapat disimpulkan sebagai daerah kantong kemiskinan atau *most likely cluster*. Adapun keterangan untuk setiap kantong kemiskinan yang terbentuk adalah sebagai berikut.

1. Kantong kemiskinan 1 yaitu Gunung Sitoli Idanoi merupakan kecamatan prioritas pengentasan kemiskinan di Kepulauan Nias. Persentase penduduk miskin di wilayah ini adalah 56,5 persen dengan nilai LLR sebesar 12.653,77. Nilai *Relative Risk* (RR) adalah 2,28 yang artinya kecamatan



Gunung Sitoli Idanoi memiliki resiko lebih besar 2,28 kali daripada kecamatan di luar kantong kemiskinan 1.

2. Kantong kemiskinan 2 terdiri dari 18 kecamatan yang meliputi Tugala Oyo, Moro O, Mandrehe Barat, Namohalu Esiwa, Sitolu Ori, Sirombu, Alasa Talu Muzoi, Alasa, Tuhemberua, Sawo, Lotu, Mandrehe, Lahomi, Mandrehe Utara, Gunung Sitoli Utara, Hiliduhu, Gunung Sitoli Alo Oa, Lahewa Timur. Persentase penduduk miskin dari delapan belas kecamatan adalah 31,2 persen dari jumlah penduduk seluruh kecamatan tersebut, sedangkan nilai LLR sebesar 2.862,02. Nilai *Relative Risk* (RR) adalah 2,40 yang artinya kecamatan yang berada didalam kantong memiliki resiko lebih besar 2,40 kali daripada kecamatan di luar kantong kemiskinan 2.
3. Kantong kemiskinan 3 yaitu Lahusa. Persentase penduduk miskin di wilayah ini adalah 37,5 persen dengan nilai LLR sebesar 2.259,60 dan nilai *Relative Risk* (RR) sebesar 1,77.
4. Kantong kemiskinan 4 terdiri dari dua kecamatan yaitu Susua dan Mazo. Persentase penduduk miskin di kedua kecamatan tersebut sebesar 37,6 persen dengan nilai LLR adalah 2.281,60 dan nilai RR sebesar 1,87.
5. Kantong kemiskinan 5 terdiri dari dua kecamatan yaitu Amandraya dan Somolo-Molo, dengan persentase penduduk miskin sebesar 31,3 persen dari total penduduk di kedua kecamatan. Nilai LLR sebesar 876,37 dan nilai RR sebesar 1,61.
6. Kantong kemiskinan 6 terdiri dari lima kecamatan yaitu Gunung Sitoli Selatan, Ma U, Hilimegai, Lolofitu Moi, dan Gunung Sitoli. Persentase penduduk miskin di kelima kecamatan sebesar 26,5 persen dengan nilai LLR sebesar 1.017,50 dan nilai *Relative Risk* (RR) sebesar 1,45.
7. Kantong kemiskinan 7 terdiri dari delapan kecamatan yaitu Fanayama, Aramo, Idano Gawo, Umbunasi, Gomo, Maniamolo, Gido dan Ulugawo. Persentase penduduk miskin sebesar 21,8 persen dengan nilai LLR sebesar 931,21 dan nilai *Relative Risk* (RR) sebesar 1,36.
8. Kantong kemiskinan 8 terdiri dari lima kecamatan yaitu Lahewa, Afulu, Botomuzoi, Ulu Moro O, Gunung Sitoli Barat. Persentase penduduk



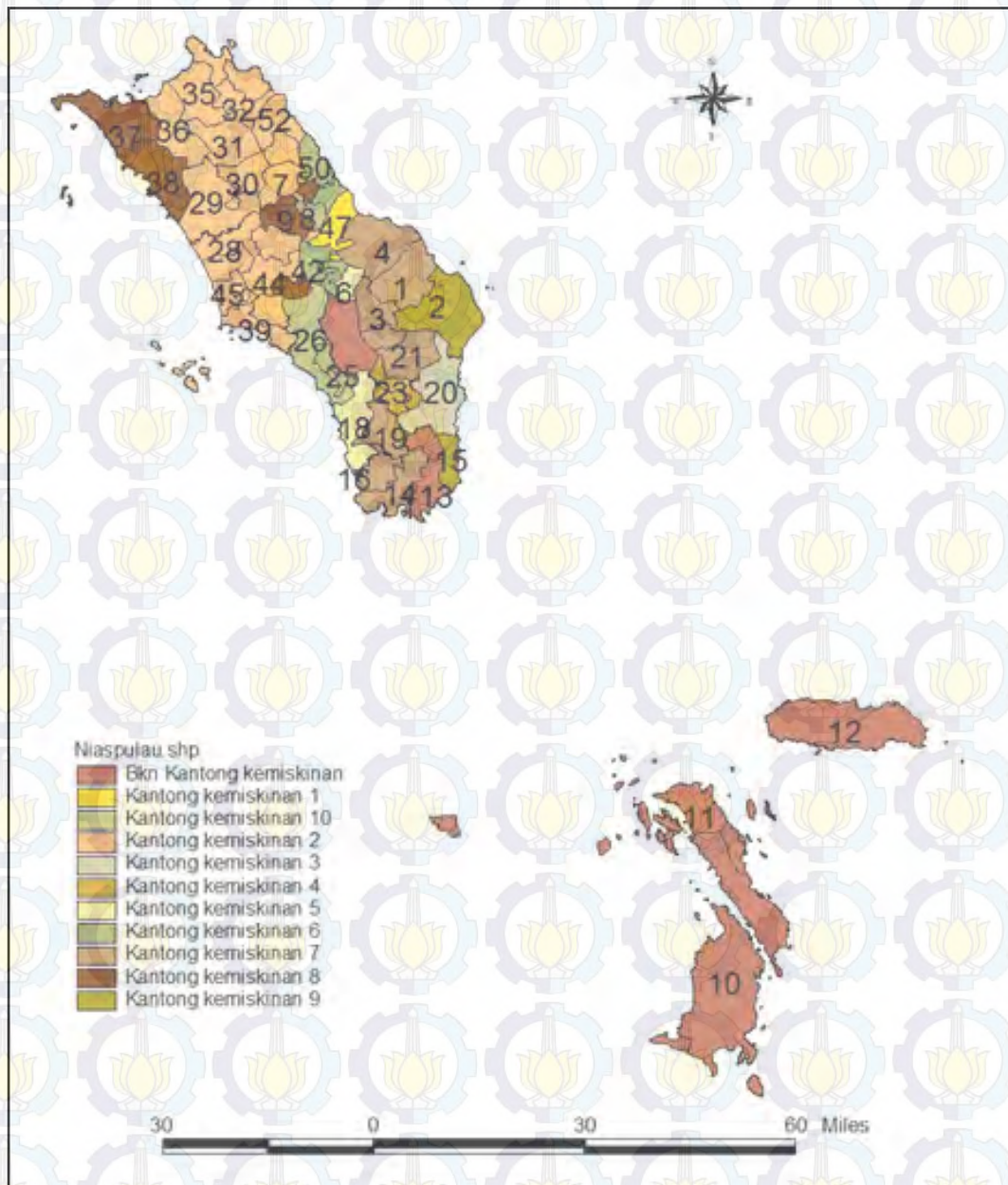
miskin di kelima kecamatan sebesar 22,8 persen dengan nilai LLR sebesar 1.350,83 dan nilai *Relative Risk* (RR) sebesar 1,69.

9. Kantong kemiskinan 9 terdiri dari dua kecamatan yaitu Toma dan Bawolato. Persentase penduduk miskin di kedua kecamatan tersebut sebesar 25,9 persen dengan nilai LLR adalah 2.232,20 dan nilai RR sebesar 2,47.

10. Kantong kemiskinan 10 terdiri dari dua kecamatan yaitu Lolowa'u dan Hili Serangkai. Persentase penduduk miskin di kedua kecamatan tersebut sebesar 13,5 persen dengan nilai LLR adalah 247,28 dan nilai RR sebesar 1,46.

Kecamatan yang berada di Kepulauan Nias berjumlah 52 kecamatan. Berdasarkan hasil pendeteksian kantong kemiskinan di Kepulauan Nias terbentuk menjadi 10 (sepuluh) daerah kantong kemiskinan dengan jumlah kecamatan yang masuk kedalam kantong kemiskinan sejumlah 46 kecamatan, sedangkan 6 (enam) kecamatan lainnya bukan merupakan daerah kantong kemiskinan. Kecamatan yang termasuk kategori bukan kantong kemiskinan semuanya merupakan wilayah bagian Kabupaten Nias Selatan yaitu Hibala, Pulau-Pulau Batu, Pulau-Pulau Batu Timur, Teluk Dalam, Mazino dan Lolomatua. Dilihat dari segi geografis, letak ketiga kecamatan (Hibala, Pulau-Pulau Batu, Pulau-Pulau Batu Timur) merupakan wilayah kepulauan tersendiri, sehingga dalam pengelompokan kantong kemiskinan wilayah tersebut lokasinya terlalu jauh sehingga tidak terjangkau apabila dikelompokkan dengan kecamatan lainnya di Kepulauan Nias. Selain itu, hasil estimasi berdasarkan metode *Small Area Estimation Empirical Bayes* diperoleh proporsi kemiskinan pada wilayah tersebut lebih rendah dibandingkan kecamatan lainnya di Kepulauan Nias. Pemetaan hasil pendeteksian kantong kemiskinan di Kepulauan Nias pada Gambar 4.8.





Gambar 4.8 Hasil Pendeteksian Kantong Kemiskinan di Kepulauan Nias

Dilihat dari karakteristik wilayah berdasarkan variabel penyerta yang digunakan dalam penelitian memberikan gambaran bahwa Gunung Sitoli Idanoi merupakan kecamatan kantong kemiskinan pertama yang mempunyai sarana kesehatan dan pendidikan yang rendah serta frekuensi bencana alam cukup tinggi. Kantong kemiskinan kedua yang terdiri dari 18 kecamatan mempunyai karakteristik yang hampir sama dalam hal ketersediaan sarana pendidikan yang kurang memadai. Kantong kemiskinan 4 dan 5 mempunyai karakteristik yang



sama dalam ketersediaan sarana kesehatan, sedangkan kantong kemiskinan 6, 7 dan 8 sama dalam hal ketersediaan sarana pendidikan. Kantong kemiskinan 9 yang terdiri dari 2 kecamatan mempunyai karakteristik yang sama dalam hal rasio keluarga yang tinggal di bantaran sungai, sedangkan kantong kemiskinan 10 umumnya penduduk bekerja di sektor pertanian. Berdasarkan hasil penelitian, maka apabila di Kepulauan Nias akan dilakukan program pengentasan kemiskinan berbasis *cluster* diharapkan kecamatan yang menjadi prioritas dan menjadi target implementasi program adalah kecamatan yang berada pada daerah kantong kemiskinan sesuai dengan tingkatan *cluster* yang terbentuk.



## BAB 5

### KESIMPULAN DAN SARAN

#### 5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis data dan pembahasan dapat diambil beberapa kesimpulan sebagai berikut:

1. Kajian terhadap estimator pada *Scan Statistic* melalui tahapan penulisan fungsi likelihood  $L(\omega)$  dan fungsi likelihood  $L(\Omega)$  dan penurunannya terhadap  $p$  dan  $q$  untuk mendapatkan nilai  $\hat{p}$  dan  $\hat{q}$ . Setelah diperoleh estimator parameter  $\hat{p}$  dan  $\hat{q}$ , selanjutnya disubstitusikan ke dalam fungsi likelihood  $L(\omega)$  dan  $L(\Omega)$  yang digunakan untuk mendapatkan nilai *log likelihood ratio* ( $\lambda$ ) pada setiap *scanning window*.
2. Penerapan metode SAE *Empirical Bayes* untuk mendapatkan estimasi proporsi kemiskinan level kecamatan di Kepulauan Nias memberikan hasil lebih baik dibandingkan estimasi langsung. Berdasarkan nilai MSE, estimasi proporsi kemiskinan tingkat kecamatan di Kepulauan Nias dengan menggunakan metode SAE *Empirical Bayes* menghasilkan estimator dengan tingkat akurasi yang lebih baik.
3. Aplikasi SAE *Empirical Bayes* pada *Scan Statistic* untuk mendeteksi kantong kemiskinan di Kepulauan Nias, berdasarkan pengujian hipotesis Monte Carlo dengan tingkat signifikansi  $\alpha = 0,05$  diperoleh 10 (sepuluh) lokasi kantong kemiskinan dengan kecamatan yang termasuk dalam kantong kemiskinan berjumlah 46 kecamatan dari total 52 kecamatan.



## 5.2 Saran

Saran yang bisa diberikan penulis setelah melakukan penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Hasil estimasi tidak langsung dengan metode *Small Area Estimation* sangat tergantung pada pemilihan variabel penyerta (*auxiliary variable*) yang digunakan. Oleh karena itu, untuk penelitian selanjutnya diharapkan bisa mengakomodir variabel-variabel yang mempengaruhi kemiskinan secara signifikan.
2. Estimasi tidak langsung proporsi kemiskinan dengan metode SAE disarankan untuk menggunakan metode alternatif lainnya seperti *Hierarchical Bayes* karena bisa mengatasi kelemahan keterbatasan data variabel penyerta pada level wilayah kecil dengan model berhirarki.
3. Penelitian pendeteksian kantong kemiskinan selanjutnya bisa dilakukan pada tingkat desa/kelurahan, sehingga program pengentasan kemiskinan bisa lebih tepat sasaran.
4. Penentuan *Most Likely Cluster* atau kantong kemiskinan pada penelitian ini hanya didasarkan pada lokasi tanpa memperhatikan karakteristik wilayah. Oleh karena itu, disarankan untuk penelitian selanjutnya bisa mengakomodir karakteristik wilayah dengan menggunakan metode *Bayesian Scan Statistic*.



#### Lampiran 1. Pembuktian Turunan Parsial Kedua dari $\ln L(\omega)$ terhadap Parameter $p$

Akan diperiksa apakah nilai  $\hat{p} = \frac{m_G}{N_G}$  merupakan nilai yang akan memaksimumkan fungsi  $L(\omega)$ , dengan memeriksa turunan parsial kedua dari  $L(\omega)$  yang memenuhi sifat berikut:

$$\frac{\partial^2 L(\omega)}{\partial p^2} < 0$$

Untuk  $0 < p < 1$

$$\frac{\partial}{\partial p} = \frac{m_G}{p} - \frac{N_G - m_G}{(1-p)}$$

$$\frac{\partial}{\partial p} \left[ \frac{\partial L(\omega)}{\partial p} \right] = \frac{\partial}{\partial p} \left[ \frac{m_G}{p} - \frac{N_G - m_G}{(1-p)} \right]$$

$$\frac{\partial^2 L(\omega)}{\partial p^2} = -\frac{m_G}{p^2} + \frac{N_G - m_G}{(1-p)^2}$$

Karena  $0 < p < 1$  maka

$$\frac{\partial^2 L(\omega)}{\partial p^2} = \frac{m_G(-p^2 + 2p - 1) + p^2 N_G - p^2 m_G}{p^2(1-p)^2} < 0$$

Dari penyelesaian diatas terlihat bahwa  $\frac{\partial^2 L(\omega)}{\partial p^2} < 0$ , sehingga dapat disimpulkan

$\hat{p} = \frac{m_G}{N_G}$  merupakan nilai yang akan memaksimumkan fungsi  $L(\omega)$ .



Lampiran 2. Pembuktian Turunan Parsial Kedua dari  $\ln L(\Omega)$  terhadap Parameter  $p$  dan  $q$

Akan diperiksa apakah nilai  $\hat{p} = \frac{m_z}{N_z}$  dan  $\hat{q} = \frac{m_G - m_z}{N_G - N_z}$  merupakan nilai yang akan memaksimumkan fungsi  $f_1$ , dengan memeriksa turunan parsial kedua dari  $f_1$  yang memenuhi sifat berikut.

$$\blacksquare \frac{\partial^2 f_1}{\partial p^2} < 0$$

Untuk  $0 < p < 1$

$$\frac{\partial f_1}{\partial p} = \frac{m_z}{p} - \frac{N_z - m_z}{1-p}$$

$$\frac{\partial}{\partial p} \left( \frac{\partial f_1}{\partial p} \right) = \frac{\partial}{\partial p} \left( \frac{m_z}{p} - \frac{N_z - m_z}{1-p} \right)$$

$$\frac{\partial^2 f_1}{\partial p^2} = -\frac{m_z}{p^2} + \frac{N_z - m_z}{(1-p)^2}$$

Karena  $0 < p < 1$ , maka

$$\frac{\partial^2 f_1}{\partial p^2} = \frac{m_z(-p^2 + 2p - 1) + p^2(N_z - m_z)}{p^2(1-p)^2} < 0$$

$$\frac{\partial^2 f_1}{\partial p^2} = \frac{m_z(-2p^2 + 2p - 1) + p^2 N_z}{p^2(1-p)^2} < 0$$

$$\blacksquare \frac{\partial^2 f_1}{\partial q^2} < 0$$

Untuk  $0 < q < 1$

$$\frac{\partial f_1}{\partial q} = \frac{m_G - m_z}{q} - \frac{(N_G - N_z) - (m_G - m_z)}{1-q}$$

$$\frac{\partial}{\partial q} \left( \frac{\partial f_1}{\partial q} \right) = \frac{\partial}{\partial q} \left( \frac{m_G - m_z}{q} - \frac{(N_G - N_z) - (m_G - m_z)}{1-q} \right)$$



$$\frac{\partial^2 f_1}{\partial q^2} = -\frac{m_G - m_Z}{q^2} + \frac{(N_G - N_Z) - (m_G - m_Z)}{(1-q)^2}$$

Karena  $0 < q < 1$ , maka

$$\frac{\partial^2 f_1}{\partial q^2} = \frac{m_Z(q^2 - 2q + 1) + m_G(-q^2 + 2q - 1) + q^2(N_G - N_Z) - q^2(m_G - m_Z)}{q^2(1-q)^2} < 0$$

$$\frac{\partial^2 f_1}{\partial q^2} = \frac{m_Z(2q^2 - 2q + 1) + m_G(-2q^2 + 2q - 1) + q^2(N_G - N_Z)}{q^2(1-q)^2} < 0$$

Dari penyelesaian diatas terlihat bahwa  $\frac{\partial^2 f_1}{\partial p^2} < 0$  dan  $\frac{\partial^2 f_1}{\partial q^2} < 0$  sehingga dapat

disimpulkan  $\hat{p} = \frac{m_Z}{N_Z}$  dan  $\hat{q} = \frac{m_G - m_Z}{N_G - N_Z}$  merupakan nilai yang akan memaksimumkan fungsi  $f_1$ .



Lampiran 3. Jumlah Rumah Tangga Sampel Susenas 2011 di Kepulauan Nias

Kode	Kabupaten	Kecamatan	Jumlah Rumah Tangga Sampel
1	Nias	Idano Gawo	60
2	Nias	Bawolato	51
3	Nias	Ulugawo	29
4	Nias	Gido	33
5	Nias	Ma U	50
6	Nias	Somolo-Molo	6
7	Nias	Hiliduho	48
8	Nias	Hili Serangkai	35
9	Nias	Botomuzoi	36
10	Nias Selatan	Hibala	Tidak tersurvei
11	Nias Selatan	Pulau-Pulau Batu	Tidak tersurvei
12	Nias Selatan	Pulau-Pulau Batu Timur	Tidak tersurvei
13	Nias Selatan	Teluk Dalam	39
14	Nias Selatan	Fanayama	48
15	Nias Selatan	Toma	20
16	Nias Selatan	Maniamolo	30
17	Nias Selatan	Mazino	10
18	Nias Selatan	Amandraya	40
19	Nias Selatan	Aramo	Tidak tersurvei
20	Nias Selatan	Lahusa	49
21	Nias Selatan	Gomo	50
22	Nias Selatan	Susua	20
23	Nias Selatan	Mazo	29
24	Nias Selatan	Umbunasi	20
25	Nias Selatan	Lolomatua	40
26	Nias Selatan	Lolowa'u	70



Lampiran 3. Lanjutan

Kode	Kabupaten	Kecamatan	Jumlah Rumah Tangga Sampel
27	Nias Selatan	Hilimegai	20
28	Nias Utara	Tugala Oyo	Tidak tersurvei
29	Nias Utara	Alasa	65
30	Nias Utara	Alasa Talu Muzoi	19
31	Nias Utara	Namohalu Esiwa	39
32	Nias Utara	Sitolu Ori	47
33	Nias Utara	Tuhemberua	49
34	Nias Utara	Sawo	20
35	Nias Utara	Lotu	21
36	Nias Utara	Lahewa Timur	30
37	Nias Utara	Lahewa	50
38	Nias Utara	Afulu	117
39	Nias Barat	Sirombu	38
40	Nias Barat	Lahomi	70
41	Nias Barat	Ulu Moro O	40
42	Nias Barat	Lolofitu Moi	30
43	Nias Barat	Mandrehe Utara	48
44	Nias Barat	Mandrehe	96
45	Nias Barat	Mandrehe Barat	44
46	Nias Barat	Moro O	50
47	Gunung Sitoli	Gunung Sitoli Idanoi	18
48	Gunung Sitoli	Gunung Sitoli Selatan	52
49	Gunung Sitoli	Gunung Sitoli Barat	48
50	Gunung Sitoli	Gunung Sitoli	250
51	Gunung Sitoli	Gunung Sitoli Alo Oa	26
52	Gunung Sitoli	Gunung Sitoli Utara	27



Lampiran 4. Hasil Estimasi Langsung Proporsi Kemiskinan Kecamatan Tersurvei

Kode	Kabupaten/Kota	Kecamatan	Proporsi Kemiskinan ( $y_i$ )
1	Nias	Idano Gawo	0,1660
2	Nias	Bawolato	0,2399
3	Nias	Ulugawo	0,2549
4	Nias	Gido	0,1603
5	Nias	Ma U	0,2377
6	Nias	Somolo-Molo	0,3333
7	Nias	Hiliduho	0,1362
8	Nias	Hili Serangkai	0,1124
9	Nias	Botomuzoi	0,0821
13	Nias Selatan	Teluk Dalam	0,0373
14	Nias Selatan	Fanayama	0,1223
15	Nias Selatan	Toma	0,2920
16	Nias Selatan	Maniamolo	0,2026
17	Nias Selatan	Mazino	0,1333
18	Nias Selatan	Amandraya	0,3298
20	Nias Selatan	Lahusa	0,3864
21	Nias Selatan	Gomo	0,2878
22	Nias Selatan	Susua	0,3689
23	Nias Selatan	Mazo	0,3986
24	Nias Selatan	Umbunasi	0,2766
25	Nias Selatan	Lolomatua	0,0751
26	Nias Selatan	Lolowa'u	0,1257
27	Nias Selatan	Hilimegai	0,1200
29	Nias Utara	Alasa	0,2913
30	Nias Utara	Alasa Talu Muzoi	0,2340
31	Nias Utara	Namohalu Esiwa	0,1055

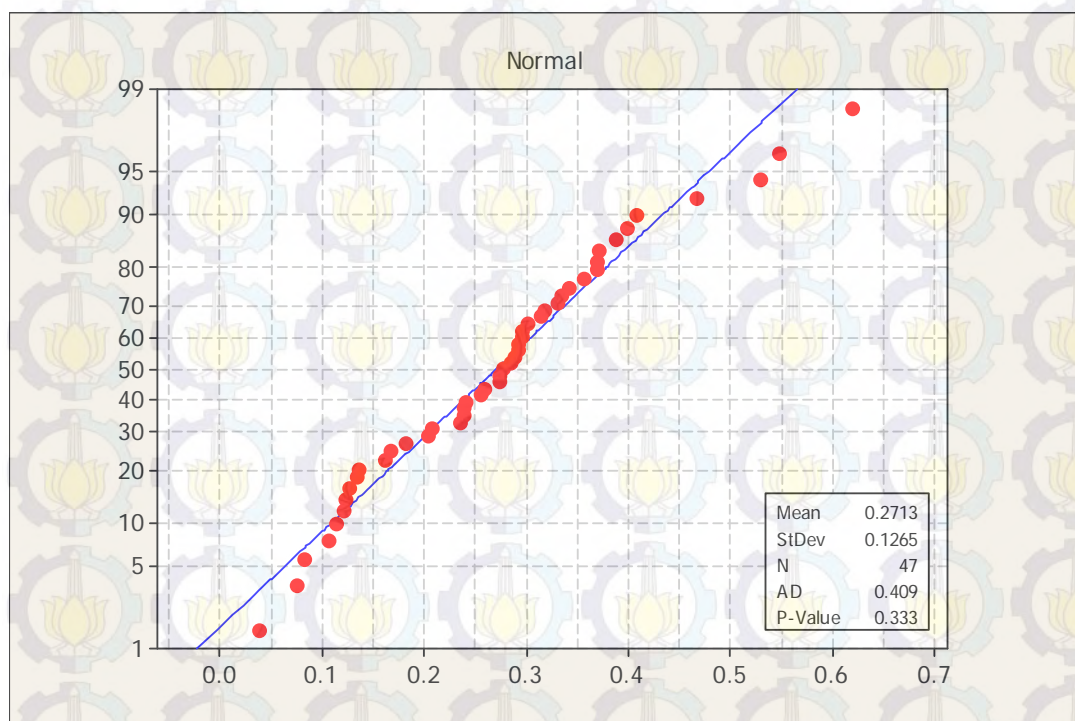


Lampiran 4. Lanjutan

Kode	Kabupaten/Kota	Kecamatan	Proporsi Kemiskinan ( $y_i$ )
32	Nias Utara	Sitolu Ori	0,3410
33	Nias Utara	Tuhemberua	0,4083
34	Nias Utara	Sawo	0,3143
35	Nias Utara	Lotu	0,5283
36	Nias Utara	Lahewa Timur	0,3556
37	Nias Utara	Lahewa	0,2732
38	Nias Utara	Afulu	0,1806
39	Nias Barat	Sirombu	0,2947
40	Nias Barat	Lahomi	0,3003
41	Nias Barat	Ulu Moro O	0,3698
42	Nias Barat	Lolofitu Moi	0,3179
43	Nias Barat	Mandrehe Utara	0,2063
44	Nias Barat	Mandrehe	0,2956
45	Nias Barat	Mandrehe Barat	0,3710
46	Nias Barat	Moro O	0,2727
47	Gunung Sitoli	Gunung Sitoli Idanoi	0,6190
48	Gunung Sitoli	Gunung Sitoli Selatan	0,2846
49	Gunung Sitoli	Gunung Sitoli Barat	0,2584
50	Gunung Sitoli	Gunung Sitoli	0,2378
51	Gunung Sitoli	Gunung Sitoli Alo Oa	0,5467
52	Gunung Sitoli	Gunung Sitoli Utara	0,4672

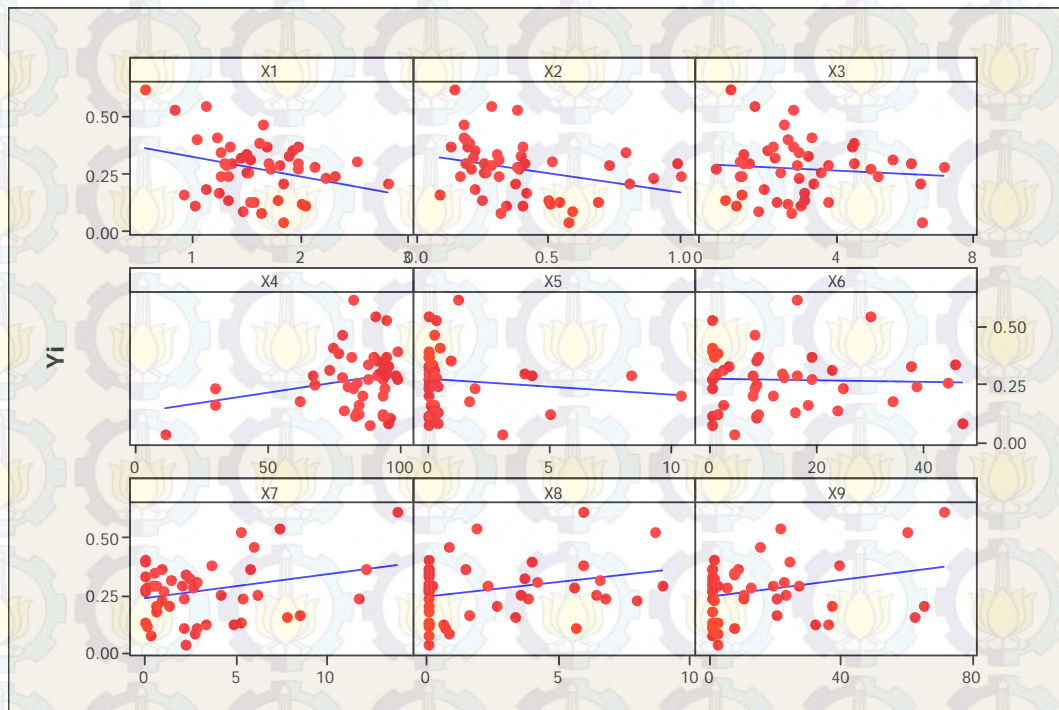


Lampiran 5. *Output Uji Normalitas Variabel Respon dengan metode Anderson Darling*





Lampiran 6. *Scatter Plot* antara Variabel Respon dan Variabel Penyerta





Lampiran 7. *Output Uji Korelasi Pearson* antara Variabel Respon dan Variabel Penyerta

Correlations											
		Yi	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9
Yi	Pearson Correlation	1	-.298	-.312	-.098	.246	-.121	-.028	.289	.278	.276
	Sig. (2-tailed)		.042	.033	.510	.095	.417	.850	.049	.058	.060
	N	47	47	47	47	47	47	47	47	47	47
X1	Pearson Correlation	-.298	1	.249	.216	.183	.040	-.245	-.303	-.193	-.394
	Sig. (2-tailed)	.042		.091	.146	.219	.788	.097	.038	.194	.006
	N	47	47	47	47	47	47	47	47	47	47
X2	Pearson Correlation	-.312	.249	1	.370	-.183	.384	.113	-.280	.166	-.079
	Sig. (2-tailed)	.033	.091		.011	.218	.008	.451	.057	.265	.596
	N	47	47	47	47	47	47	47	47	47	47
X3	Pearson Correlation	-.098	.216	.370	1	-.264	.306	-.207	-.223	.103	.025
	Sig. (2-tailed)	.510	.146	.011		.073	.036	.162	.132	.491	.866
	N	47	47	47	47	47	47	47	47	47	47
X4	Pearson Correlation	.246	.183	-.183	-.264	1	-.202	.033	-.196	.070	.025
	Sig. (2-tailed)	.095	.219	.218	.073		.174	.828	.187	.642	.868
	N	47	47	47	47	47	47	47	47	47	47
X5	Pearson Correlation	-.121	.040	.384	.306	-.202	1	-.027	-.155	-.082	.244
	Sig. (2-tailed)	.417	.788	.008	.036	.174		.856	.297	.584	.098
	N	47	47	47	47	47	47	47	47	47	47
X6	Pearson Correlation	-.028	-.245	.113	-.207	.033	-.027	1	.029	.103	-.070
	Sig. (2-tailed)	.850	.097	.451	.162	.828	.856		.844	.491	.641
	N	47	47	47	47	47	47	47	47	47	47
X7	Pearson Correlation	.289	-.303	-.280	-.223	-.196	-.155	.029	1	.143	.392
	Sig. (2-tailed)	.049	.038	.057	.132	.187	.297	.844		.336	.006
	N	47	47	47	47	47	47	47	47	47	47
X8	Pearson Correlation	.278	-.193	.166	.103	.070	-.082	.103	.143	1	.322
	Sig. (2-tailed)	.058	.194	.265	.491	.642	.584	.491	.336		.027
	N	47	47	47	47	47	47	47	47	47	47
X9	Pearson Correlation	.276	-.394	-.079	.025	.025	.244	-.070	.392	.322	1
	Sig. (2-tailed)	.060	.006	.596	.866	.868	.098	.641	.006	.027	
	N	47	47	47	47	47	47	47	47	47	47



Lampiran 8. Hasil Estimasi Tidak Langsung Metode SAE *Empirical Bayes* Proporsi Kemiskinan Kecamatan Tersurvei

Kode	Kabupaten/Kota	Kecamatan	Proporsi Kemiskinan ( $\hat{p}_i^{EB}$ )
1	Nias	Idano Gawo	0,1742
2	Nias	Bawolato	0,2533
3	Nias	Ulugawo	0,2663
4	Nias	Gido	0,2036
5	Nias	Ma U	0,2498
6	Nias	Somolo-Molo	0,2911
7	Nias	Hiliduho	0,1486
8	Nias	Hili Serangkai	0,1328
9	Nias	Botomuzoi	0,1020
13	Nias Selatan	Teluk Dalam	0,0396
14	Nias Selatan	Fanayama	0,1354
15	Nias Selatan	Toma	0,2751
16	Nias Selatan	Maniamolo	0,2027
17	Nias Selatan	Mazino	0,1780
18	Nias Selatan	Amandraya	0,3211
20	Nias Selatan	Lahusa	0,3753
21	Nias Selatan	Gomo	0,2842
22	Nias Selatan	Susua	0,3686
23	Nias Selatan	Mazo	0,3824
24	Nias Selatan	Umbunasi	0,2602
25	Nias Selatan	Lolomatua	0,0861
26	Nias Selatan	Lolowa'u	0,1351
27	Nias Selatan	Hilimegai	0,1374
29	Nias Utara	Alasa	0,2902
30	Nias Utara	Alasa Talu Muzoi	0,2313
31	Nias Utara	Namohalu Esiwa	0,1217



Lampiran 8. Lanjutan

Kode	Kabupaten/Kota	Kecamatan	Proporsi Kemiskinan ( $\hat{p}_i^{EB}$ )
32	Nias Utara	Sitolu Ori	0,3258
33	Nias Utara	Tuhemberua	0,3860
34	Nias Utara	Sawo	0,3045
35	Nias Utara	Lotu	0,4888
36	Nias Utara	Lahewa Timur	0,3285
37	Nias Utara	Lahewa	0,2684
38	Nias Utara	Afulu	0,1839
39	Nias Barat	Sirombu	0,2773
40	Nias Barat	Lahomi	0,2912
41	Nias Barat	Ulu Moro O	0,3663
42	Nias Barat	Lolofitu Moi	0,3206
43	Nias Barat	Mandrehe Utara	0,2073
44	Nias Barat	Mandrehe	0,2973
45	Nias Barat	Mandrehe Barat	0,3441
46	Nias Barat	Moro O	0,2709
47	Gunung Sitoli	Gunung Sitoli Idanoi	0,5646
48	Gunung Sitoli	Gunung Sitoli Selatan	0,2820
49	Gunung Sitoli	Gunung Sitoli Barat	0,2671
50	Gunung Sitoli	Gunung Sitoli	0,2348
51	Gunung Sitoli	Gunung Sitoli Alo Oa	0,5014
52	Gunung Sitoli	Gunung Sitoli Utara	0,4238

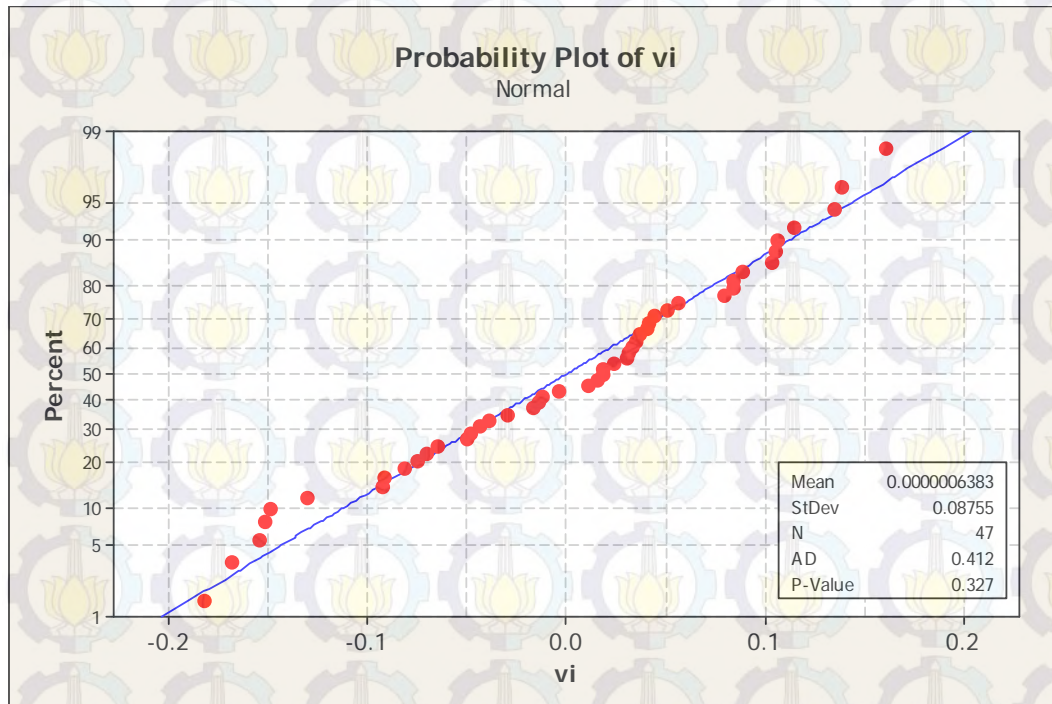


Lampiran 9. Hasil Estimasi Tidak Langsung Proporsi Kemiskinan Kecamatan Tidak Tersurvei

Kode	Kabupaten/Kota	Kecamatan	SAE <i>Empirical Bayes</i>
10	Nias Selatan	Hibala	0,1101
11	Nias Selatan	Pulau-Pulau Batu	0,1393
12	Nias Selatan	Pulau-Pulau Batu Timur	0,0899
19	Nias Selatan	Aramo	0,3393
28	Nias Utara	Tugala Oyo	0,2584

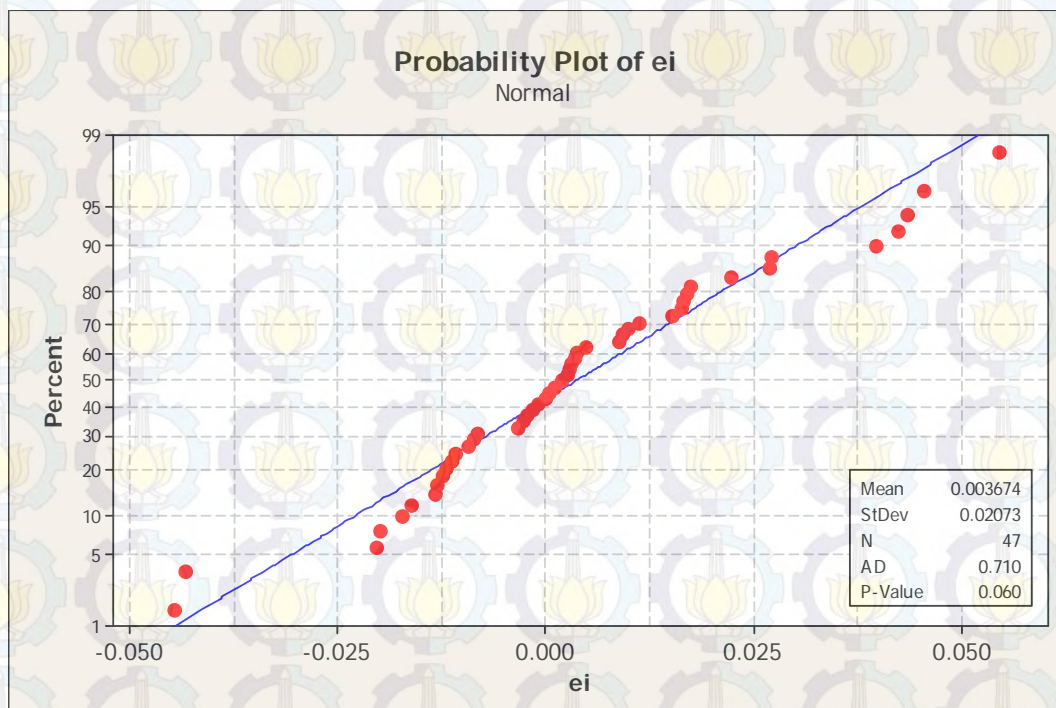


Lampiran 10. *Output Uji Normalitas Efek Random dengan metode Anderson Darling*



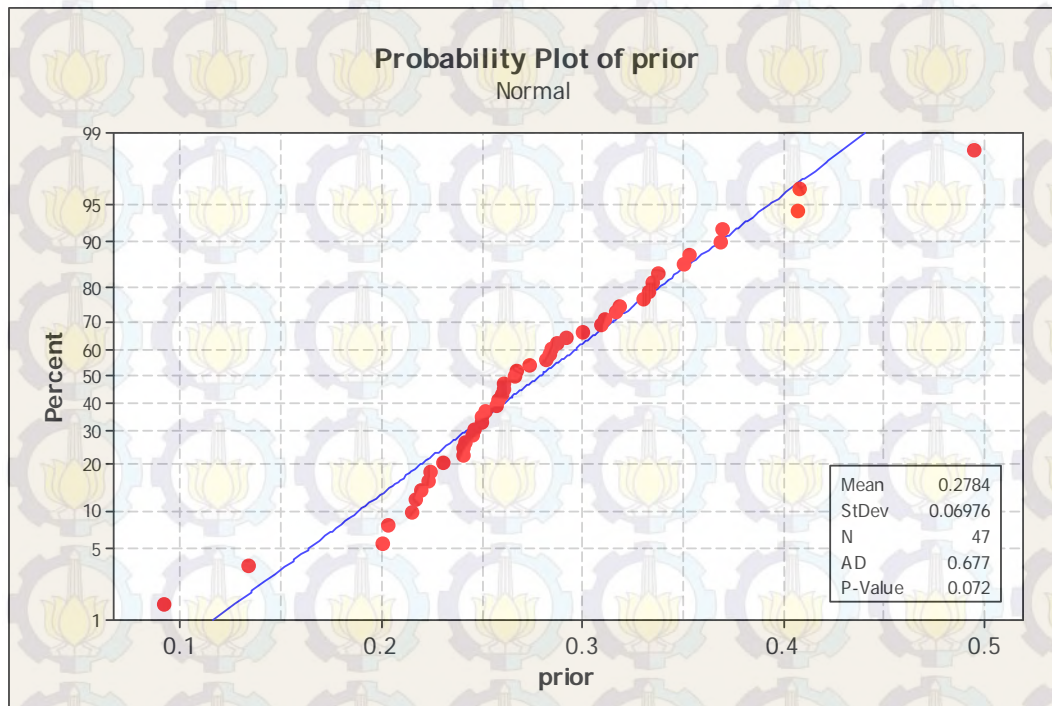


Lampiran 11. *Output Uji Normalitas Sampling Error dengan metode Anderson Darling*





Lampiran 12. *Output Uji Normalitas Prior dengan metode Anderson Darling*





Lampiran 13. Perbandingan *Mean Square Error (MSE)* Estimasi Langsung dan Tidak Langsung Proporsi Kemiskinan Kecamatan Tersurvei

Kode	Kabupaten/Kota	Kecamatan	<i>Mean Square Error (MSE)</i>	
			Estimasi Langsung	SAE <i>Empirical Bayes</i>
1	Nias	Idano Gawo	0,000525	0,000292
2	Nias	Bawolato	0,000675	0,000969
3	Nias	Ulugawo	0,001250	0,000351
4	Nias	Gido	0,001035	0,005345
5	Nias	Ma U	0,000686	0,000668
6	Nias	Somolo-Molo	0,008547	0,001719
7	Nias	Hiliduho	0,000555	0,000942
8	Nias	Hili Serangkai	0,000594	0,002585
9	Nias	Botomuzoi	0,000567	0,002640
13	Nias Selatan	Teluk Dalam	0,000224	0,000283
14	Nias Selatan	Fanayama	0,000574	0,000695
15	Nias Selatan	Toma	0,001846	0,000500
16	Nias Selatan	Maniamolo	0,001063	0,000789
17	Nias Selatan	Mazino	0,002626	0,001962
18	Nias Selatan	Amandraya	0,001163	0,000648
20	Nias Selatan	Lahusa	0,000901	0,000094
21	Nias Selatan	Gomo	0,000740	0,000500
22	Nias Selatan	Susua	0,002283	0,001613
23	Nias Selatan	Mazo	0,001750	0,000673
24	Nias Selatan	Umbunasi	0,002152	0,001284
25	Nias Selatan	Lolomatua	0,000328	0,000565
26	Nias Selatan	Lolowa'u	0,000295	0,000351
27	Nias Selatan	Hilimegai	0,001067	0,001068
29	Nias Utara	Alasa	0,000670	0,000517
30	Nias Utara	Alasa Talu Muzoi	0,001928	0,001363
31	Nias Utara	Namohalu Esiwa	0,000477	0,000010



Lampiran 13. Lanjutan

Kode	Kabupaten/Kota	Kecamatan	<i>Mean Square Error (MSE)</i>	
			Estimasi Langsung	SAE <i>Empirical Bayes</i>
32	Nias Utara	Sitolu Ori	0,000864	0,001355
33	Nias Utara	Tuhemberua	0,000839	0,001397
34	Nias Utara	Sawo	0,002072	0,001490
35	Nias Utara	Lotu	0,002373	0,001670
36	Nias Utara	Lahewa Timur	0,001710	0,001670
37	Nias Utara	Lahewa	0,000973	0,000841
38	Nias Utara	Afulu	0,000276	0,000204
39	Nias Barat	Sirombu	0,001100	0,000633
40	Nias Barat	Lahomi	0,000614	0,001050
41	Nias Barat	Ulu Moro O	0,001220	0,000789
42	Nias Barat	Lolofitu Moi	0,001446	0,000947
43	Nias Barat	Mandrehe Utara	0,000652	0,000368
44	Nias Barat	Mandrehe	0,000400	0,000047
45	Nias Barat	Mandrehe Barat	0,001261	0,001645
46	Nias Barat	Moro O	0,000787	0,000589
47	Gunung Sitoli	Gunung Sitoli Idanoi	0,003804	0,004115
48	Gunung Sitoli	Gunung Sitoli Selatan	0,000765	0,000620
49	Gunung Sitoli	Gunung Sitoli Barat	0,000645	0,000378
50	Gunung Sitoli	Gunung Sitoli	0,000143	0,001074
51	Gunung Sitoli	Gunung Sitoli Alo Oa	0,001663	0,004149
52	Gunung Sitoli	Gunung Sitoli Utara	0,001830	0,003334



Lampiran 14. Hasil Estimasi Tidak Langsung Proporsi Kemiskinan di Kepulauan Nias dan Jumlah Penduduk Berdasarkan Kecamatan

Kode	Kabupaten/ Kota	Kecamatan	Proporsi Kemiskinan	Total Penduduk	Penduduk Miskin	Penduduk Tidak Miskin
1	Nias	Idano Gawo	0,1742	25.914	4.513	21.401
2	Nias	Bawolato	0,2533	23.179	5.871	17.308
3	Nias	Ulugawo	0,2663	9.830	2.618	7.212
4	Nias	Gido	0,2036	31.956	6.507	25.449
5	Nias	Ma U	0,2498	9.524	2.379	7.145
6	Nias	Somolo-Molo	0,2911	6.219	1.810	4.409
7	Nias	Hiliduho	0,1486	9.212	1.369	7.843
8	Nias	Hili Serangkai	0,1328	7.654	1.016	6.638
9	Nias	Botomuzoi	0,1020	9.127	931	8.196
10	Nias Selatan	Hibala	0,1101	9.653	1.063	8.590
11	Nias Selatan	Pulau-Pulau Batu	0,1393	16.436	2.290	14.146
12	Nias Selatan	Pulau-Pulau Batu Timur	0,0899	2.499	225	2.274
13	Nias Selatan	Teluk Dalam	0,0396	28.604	1.134	27.470
14	Nias Selatan	Fanayama	0,1354	19.970	2.704	17.266
15	Nias Selatan	Toma	0,2751	8.086	2.225	5.861
16	Nias Selatan	Maniamolo	0,2027	13.533	2.743	10.790
17	Nias Selatan	Mazino	0,1780	8.346	1.485	6.861
18	Nias Selatan	Amandraya	0,3211	17.213	5.526	11.687
19	Nias Selatan	Aramo	0,3393	7.823	2.654	5.169
20	Nias Selatan	Lahusa	0,3753	35.238	13.226	22.012
21	Nias Selatan	Gomo	0,2842	25.237	7.172	18.065
22	Nias Selatan	Susua	0,3686	15.063	5.552	9.511
23	Nias Selatan	Mazo	0,3824	15.241	5.829	9.412
24	Nias Selatan	Umbunasi	0,2602	7.911	2.058	5.853
25	Nias Selatan	Lolomatua	0,0861	25.353	2.183	23.170
26	Nias Selatan	Lolowa'u	0,1351	30.366	4.104	26.262



Lampiran 14. Lanjutan

Kode	Kabupaten/ Kota	Kecamatan	Proporsi Kemiskinan	Total Penduduk	Penduduk Miskin	Penduduk Tidak Miskin
27	Nias Selatan	Hilimegai	0,1374	5.845	803	5.042
28	Nias Utara	Tugala Oyo	0,2584	6.150	1.589	4.561
29	Nias Utara	Alasa	0,2902	19.115	5.548	13.567
30	Nias Utara	Alasa Talu Muzoi	0,2313	6.555	1.516	5.039
31	Nias Utara	Namohalu Esiwa	0,1217	12.271	1.494	10.777
32	Nias Utara	Sitolu Ori	0,3258	11.515	3.752	7.763
33	Nias Utara	Tuhemberua	0,3860	10.474	4.043	6.431
34	Nias Utara	Sawo	0,3045	9.693	2.951	6.742
35	Nias Utara	Lotu	0,4888	11.245	5.496	5.749
36	Nias Utara	Lahewa Timur	0,3285	9.955	3.270	6.685
37	Nias Utara	Lahewa	0,2684	10.592	2.843	7.749
38	Nias Utara	Afulu	0,1839	20.869	3.838	17.031
39	Nias Barat	Sirombu	0,2773	9.565	2.652	6.913
40	Nias Barat	Lahomi	0,2912	7.620	2.219	5.401
41	Nias Barat	Ulu Moro O	0,3663	7.738	2.834	4.904
42	Nias Barat	Lolofitu Moi	0,3206	13.801	4.424	9.377
43	Nias Barat	Mandrehe Utara	0,2073	7.994	1.657	6.337
44	Nias Barat	Mandrehe	0,2973	18.873	5.611	13.262
45	Nias Barat	Mandrehe Barat	0,3441	7.453	2.564	4.889
46	Nias Barat	Moro O	0,2709	9.528	2.581	6.947
47	Gunung Sitoli	Gunung Sitoli Idanoi	0,5646	61.190	34.546	26.644
48	Gunung Sitoli	Gunung Sitoli Selatan	0,2820	21.675	6.113	15.562
49	Gunung Sitoli	Gunung Sitoli Barat	0,2671	13.874	3.706	10.168
50	Gunung Sitoli	Gunung Sitoli	0,2348	7.511	1.763	5.748
51	Gunung Sitoli	Gunung Sitoli Alo Oa	0,5014	16.366	8.206	8.160
52	Gunung Sitoli	Gunung Sitoli Utara	0,4238	6.766	2.867	3.899



Lampiran 15. *Output* SaTScan Hasil Deteksi Kantong Kemiskinan dengan Replikasi 9999

SaTScan v9.3

SUMMARY OF DATA

Study period..... 2011/1/1 to 2011/12/31  
Number of locations..... 52  
Total population..... 763420  
Total number of cases..... 208073  
Percent cases in area..... 27.3

MOST LIKELY CLUSTER

1. Location IDs included.: 47  
Coordinates / radius... (87.645896 N, 1.153480 E) / 0 km  
Population..... 61190  
Number of cases..... 34546  
Expected cases..... 16677.57  
Observed / expected... 2.07  
Relative risk..... 2.28  
Percent cases in area.. 56.5  
Log likelihood ratio... 12653.774240  
Monte Carlo rank..... 1/10000  
P-value..... 0.0001

A cluster is statistically significant when its log likelihood ratio is greater than the critical value, which is, for significance level:

Standard Monte Carlo Critical Values:

.... 0.0001: 13.493318  
.... 0.001: 9.542506  
.... 0.01: 7.435071  
.... 0.05: 5.841124

REMAINING DATA WITH 1 CLUSTER REMOVED

Number of locations..... 51  
Total population..... 702230  
Total number of cases..... 173527  
Percent cases in area..... 24.7

MOST LIKELY CLUSTER

2. Location IDs included.: 28, 46, 45, 31, 32, 39, 30, 29, 33, 34, 35, 44, 40, 43, 52, 7, 51, 36  
Coordinates / radius... (87.426214 N, 1.123083 E) / 12.42 km  
Population..... 190350  
Number of cases..... 59385  
Expected cases..... 47037.10  
Observed / expected... 1.26  
Relative risk..... 1.40  
Percent cases in area.. 31.2  
Log likelihood ratio... 2862.024148  
Monte Carlo rank..... 1/10000  
P-value..... 0.0001

A cluster is statistically significant when its log likelihood ratio is greater than the critical value, which is, for significance level:

Standard Monte Carlo Critical Values:

.... 0.0001: 13.717823



..... 0.001: 9.637384  
..... 0.01: 7.521995  
..... 0.05: 5.944724

---

#### REMAINING DATA WITH 2 CLUSTERS REMOVED

Number of locations.....: 33  
Total population.....: 511880  
Total number of cases.....: 114142  
Percent cases in area.....: 22.3

---

#### MOST LIKELY CLUSTER

3. Location IDs included.: 20  
Coordinates / radius...: (87.850586 N, 0.803983 E) / 0 km  
Population.....: 35238  
Number of cases.....: 13226  
Expected cases.....: 7857.58  
Observed / expected...: 1.68  
Relative risk.....: 1.77  
Percent cases in area.: 37.5  
Log likelihood ratio...: 2259.596007  
Monte Carlo rank.....: 1/10000  
P-value.....: 0.0001

A cluster is statistically significant when its log likelihood ratio is greater than the critical value, which is, for significance level:

#### Standard Monte Carlo Critical Values:

..... 0.0001: 13.154034  
..... 0.001: 9.132580  
..... 0.01: 7.044300  
..... 0.05: 5.407434

---

#### REMAINING DATA WITH 3 CLUSTERS REMOVED

Number of locations.....: 32  
Total population.....: 476642  
Total number of cases.....: 100916  
Percent cases in area.....: 21.2

---

#### MOST LIKELY CLUSTER

4. Location IDs included.: 22, 23  
Coordinates / radius...: (87.759798 N, 0.794419 E) / 0.73 km  
Population.....: 30304  
Number of cases.....: 11381  
Expected cases.....: 6416.05  
Observed / expected...: 1.77  
Relative risk.....: 1.87  
Percent cases in area.: 37.6  
Log likelihood ratio...: 2281.594414  
Monte Carlo rank.....: 1/10000  
P-value.....: 0.0001

A cluster is statistically significant when its log likelihood ratio is greater than the critical value, which is, for significance level:

#### Standard Monte Carlo Critical Values:

..... 0.0001: 12.927238  
..... 0.001: 9.133547  
..... 0.01: 6.982554  
..... 0.05: 5.312492

---

#### REMAINING DATA WITH 4 CLUSTERS REMOVED

Number of locations.....: 30  
Total population.....: 446338



Total number of cases..... 89535  
Percent cases in area..... 20.1

---

#### MOST LIKELY CLUSTER

5. Location IDs included.: 18, 6  
Coordinates / radius.: (87.687682 N, 0.750730 E) / 2.28 km  
Population..... 23432  
Number of cases..... 7336  
Expected cases..... 4700.44  
Observed / expected.: 1.56  
Relative risk..... 1.61  
Percent cases in area.: 31.3  
Log likelihood ratio.: 876.366360  
Monte Carlo rank..... 1/10000  
P-value..... 0.0001

A cluster is statistically significant when its log likelihood ratio is greater than the critical value, which is, for significance level:

Standard Monte Carlo Critical Values:

..... 0.0001: 14.064600  
..... 0.001: 8.868944  
..... 0.01: 6.998116  
..... 0.05: 5.280804

---

#### REMAINING DATA WITH 5 CLUSTERS REMOVED

Number of locations..... 28  
Total population..... 422906  
Total number of cases..... 82199  
Percent cases in area..... 19.4

---

#### MOST LIKELY CLUSTER

6. Location IDs included.: 48, 5, 27, 42, 50  
Coordinates / radius.: (87.627848 N, 1.216016 E) / 3.28 km  
Population..... 58356  
Number of cases..... 15482  
Expected cases..... 11342.48  
Observed / expected.: 1.36  
Relative risk..... 1.45  
Percent cases in area.: 26.5  
Log likelihood ratio.: 1017.504439  
Monte Carlo rank..... 1/10000  
P-value..... 0.0001

A cluster is statistically significant when its log likelihood ratio is greater than the critical value, which is, for significance level:

Standard Monte Carlo Critical Values:

..... 0.0001: 12.873650  
..... 0.001: 9.352713  
..... 0.01: 6.849455  
..... 0.05: 5.187307

---

#### REMAINING DATA WITH 6 CLUSTERS REMOVED

Number of locations..... 23  
Total population..... 364550  
Total number of cases..... 66717  
Percent cases in area..... 18.3

---

#### MOST LIKELY CLUSTER

7. Location IDs included.: 14, 19, 1, 24, 21, 16, 4, 3  
Coordinates / radius.: (87.768515 N, 0.616315 E) / 5.50 km  
Population..... 142174



Number of cases.....: 30969  
 Expected cases.....: 26019.54  
 Observed / expected...: 1.19  
 Relative risk.....: 1.36  
 Percent cases in area.: 21.8  
 Log likelihood ratio...: 931.212968  
 Monte Carlo rank.....: 1/10000  
 P-value.....: 0.0001

A cluster is statistically significant when its log likelihood ratio is greater than the critical value, which is, for significance level:

Standard Monte Carlo Critical Values:

..... 0.0001: 14.187839  
 ..... 0.001: 8.780140  
 ..... 0.01: 6.632656  
 ..... 0.05: 4.952321

---

#### REMAINING DATA WITH 7 CLUSTERS REMOVED

Number of locations.....: 15  
 Total population.....: 222376  
 Total number of cases.....: 35748  
 Percent cases in area.....: 16.1

---

#### MOST LIKELY CLUSTER

8. Location IDs included.: 37, 38, 9, 41, 49  
 Coordinates / radius...: (87.195180 N, 1.369931 E) / 43.68 km  
 Population.....: 62200  
 Number of cases.....: 14152  
 Expected cases.....: 9998.95  
 Observed / expected...: 1.42  
 Relative risk.....: 1.69  
 Percent cases in area.: 22.8  
 Log likelihood ratio...: 1350.826334  
 Monte Carlo rank.....: 1/10000  
 P-value.....: 0.0001

A cluster is statistically significant when its log likelihood ratio is greater than the critical value, which is, for significance level:

Standard Monte Carlo Critical Values:

..... 0.0001: 13.485031  
 ..... 0.001: 8.407530  
 ..... 0.01: 5.921082  
 ..... 0.05: 4.368955

---

#### REMAINING DATA WITH 8 CLUSTERS REMOVED

Number of locations.....: 10  
 Total population.....: 160176  
 Total number of cases.....: 21596  
 Percent cases in area.....: 13.5

---

#### MOST LIKELY CLUSTER

9. Location IDs included.: 15, 2  
 Coordinates / radius...: (87.877703 N, 0.669069 E) / 1.67 km  
 Population.....: 31265  
 Number of cases.....: 8096  
 Expected cases.....: 4215.36  
 Observed / expected...: 1.92  
 Relative risk.....: 2.47  
 Percent cases in area.: 25.9  
 Log likelihood ratio...: 2232.196292  
 Monte Carlo rank.....: 1/10000  
 P-value.....: 0.0001



A cluster is statistically significant when its log likelihood ratio is greater than the critical value, which is, for significance level:

Standard Monte Carlo Critical Values:

..... 0.0001: 9.335532  
..... 0.001: 7.230014  
..... 0.01: 5.329632  
..... 0.05: 3.783919

---

#### REMAINING DATA WITH 9 CLUSTERS REMOVED

Number of locations..... 8  
Total population..... 128911  
Total number of cases..... 13500  
Percent cases in area..... 10.5

---

#### MOST LIKELY CLUSTER

10. Location IDs included.: 26, 8  
Coordinates / radius.: (87.601827 N, 1.078361 E) / 1.01 km  
Population..... 38020  
Number of cases..... 5120  
Expected cases..... 3981.58  
Observed / expected.... 1.29  
Relative risk..... 1.46  
Percent cases in area.: 13.5  
Log likelihood ratio.: 247.281021  
Monte Carlo rank..... 1/10000  
P-value..... 0.0001

A cluster is statistically significant when its log likelihood ratio is greater than the critical value, which is, for significance level:

Standard Monte Carlo Critical Values:

..... 0.0001: 9.570455  
..... 0.001: 7.428264  
..... 0.01: 5.101043  
..... 0.05: 3.550199

---



Lampiran 16. *Output* SaTScan Hasil Deteksi Kantong Kemiskinan dengan Replikasi 999

SaTScan v9.3

SUMMARY OF DATA

Study period.....: 2011/1/1 to 2011/12/31  
 Number of locations.....: 52  
 Total population.....: 763420  
 Total number of cases.....: 208073  
 Percent cases in area.....: 27.3

MOST LIKELY CLUSTER

1. Location IDs included.: 47  
 Coordinates / radius...: (87.645896 N, 1.153480 E) / 0 km  
 Population.....: 61190  
 Number of cases.....: 34546  
 Expected cases.....: 16677.57  
 Observed / expected...: 2.07  
 Relative risk.....: 2.28  
 Percent cases in area.: 56.5  
 Log likelihood ratio...: 12653.774240  
 Monte Carlo rank.....: 1/1000  
 P-value.....: 0.001

A cluster is statistically significant when its log likelihood ratio is greater than the critical value, which is, for significance level:

Standard Monte Carlo Critical Values:  
 ..... 0.001: 9.559128  
 ..... 0.01: 7.137810  
 ..... 0.05: 5.562853

REMAINING DATA WITH 1 CLUSTER REMOVED

Number of locations.....: 51  
 Total population.....: 702230  
 Total number of cases.....: 173527  
 Percent cases in area.....: 24.7

MOST LIKELY CLUSTER

2. Location IDs included.: 28, 46, 45, 31, 32, 39, 30, 29, 33, 34, 35, 44, 40, 43, 52, 7, 51, 36  
 Coordinates / radius...: (87.426214 N, 1.123083 E) / 12.42 km  
 Population.....: 190350  
 Number of cases.....: 59385  
 Expected cases.....: 47037.10  
 Observed / expected...: 1.26  
 Relative risk.....: 1.40  
 Percent cases in area.: 31.2  
 Log likelihood ratio...: 2862.024148  
 Monte Carlo rank.....: 1/1000  
 P-value.....: 0.001

A cluster is statistically significant when its log likelihood ratio is greater than the critical value, which is, for significance level:

Standard Monte Carlo Critical Values:  
 ..... 0.001: 9.159576  
 ..... 0.01: 7.520821



..... 0.05: 5.739380

---

REMAINING DATA WITH 2 CLUSTERS REMOVED

Number of locations.....: 33  
Total population.....: 511880  
Total number of cases.....: 114142  
Percent cases in area.....: 22.3

---

MOST LIKELY CLUSTER

3. Location IDs included.: 20  
Coordinates / radius...: (87.850586 N, 0.803983 E) / 0 km  
Population.....: 35238  
Number of cases.....: 13226  
Expected cases.....: 7857.58  
Observed / expected...: 1.68  
Relative risk.....: 1.77  
Percent cases in area.: 37.5  
Log likelihood ratio...: 2259.596007  
Monte Carlo rank.....: 1/1000  
P-value.....: 0.001

A cluster is statistically significant when its log likelihood ratio is greater than the critical value, which is, for significance level:

Standard Monte Carlo Critical Values:

..... 0.001: 10.651384  
..... 0.01: 7.342494  
..... 0.05: 5.232273

---

REMAINING DATA WITH 3 CLUSTERS REMOVED

Number of locations.....: 32  
Total population.....: 476642  
Total number of cases.....: 100916  
Percent cases in area.....: 21.2

---

MOST LIKELY CLUSTER

4. Location IDs included.: 22, 23  
Coordinates / radius...: (87.759798 N, 0.794419 E) / 0.73 km  
Population.....: 30304  
Number of cases.....: 11381  
Expected cases.....: 6416.05  
Observed / expected...: 1.77  
Relative risk.....: 1.87  
Percent cases in area.: 37.6  
Log likelihood ratio...: 2281.594414  
Monte Carlo rank.....: 1/1000  
P-value.....: 0.001

A cluster is statistically significant when its log likelihood ratio is greater than the critical value, which is, for significance level:

Standard Monte Carlo Critical Values:

..... 0.001: 10.722075  
..... 0.01: 7.093151  
..... 0.05: 5.318251

---

REMAINING DATA WITH 4 CLUSTERS REMOVED

Number of locations.....: 30  
Total population.....: 446338  
Total number of cases.....: 89535  
Percent cases in area.....: 20.1

---



#### MOST LIKELY CLUSTER

5. Location IDs included.: 18, 6  
Coordinates / radius.: (87.687682 N, 0.750730 E) / 2.28 km  
Population.: 23432  
Number of cases.: 7336  
Expected cases.: 4700.44  
Observed / expected.: 1.56  
Relative risk.: 1.61  
Percent cases in area.: 31.3  
Log likelihood ratio.: 876.366360  
Monte Carlo rank.: 1/1000  
P-value.: 0.001

A cluster is statistically significant when its log likelihood ratio is greater than the critical value, which is, for significance level:

Standard Monte Carlo Critical Values:  
..... 0.001: 10.260251  
..... 0.01: 7.390068  
..... 0.05: 5.489566

---

#### REMAINING DATA WITH 5 CLUSTERS REMOVED

Number of locations.: 28  
Total population.: 422906  
Total number of cases.: 82199  
Percent cases in area.: 19.4

#### MOST LIKELY CLUSTER

6. Location IDs included.: 48, 5, 27, 42, 50  
Coordinates / radius.: (87.627848 N, 1.216016 E) / 3.28 km  
Population.: 58356  
Number of cases.: 15482  
Expected cases.: 11342.48  
Observed / expected.: 1.36  
Relative risk.: 1.45  
Percent cases in area.: 26.5  
Log likelihood ratio.: 1017.504439  
Monte Carlo rank.: 1/1000  
P-value.: 0.001

A cluster is statistically significant when its log likelihood ratio is greater than the critical value, which is, for significance level:

Standard Monte Carlo Critical Values:  
..... 0.001: 9.084499  
..... 0.01: 6.825507  
..... 0.05: 5.020678

---

#### REMAINING DATA WITH 6 CLUSTERS REMOVED

Number of locations.: 23  
Total population.: 364550  
Total number of cases.: 66717  
Percent cases in area.: 18.3

#### MOST LIKELY CLUSTER

7. Location IDs included.: 14, 19, 1, 24, 21, 16, 4, 3  
Coordinates / radius.: (87.768515 N, 0.616315 E) / 5.50 km  
Population.: 142174  
Number of cases.: 30969  
Expected cases.: 26019.54  
Observed / expected.: 1.19  
Relative risk.: 1.36  
Percent cases in area.: 21.8



Log likelihood ratio... 931.212968  
Monte Carlo rank..... 1/1000  
P-value..... 0.001

A cluster is statistically significant when its log likelihood ratio is greater than the critical value, which is, for significance level:

Standard Monte Carlo Critical Values:  
..... 0.001: 10.192904  
..... 0.01: 6.478491  
..... 0.05: 4.822702

---

#### REMAINING DATA WITH 7 CLUSTERS REMOVED

Number of locations..... 15  
Total population..... 222376  
Total number of cases..... 35748  
Percent cases in area..... 16.1

---

#### MOST LIKELY CLUSTER

8. Location IDs included.: 37, 38, 9, 41, 49  
Coordinates / radius... (87.195180 N, 1.369931 E) / 43.68 km  
Population..... 62200  
Number of cases..... 14152  
Expected cases..... 9998.95  
Observed / expected... 1.42  
Relative risk..... 1.69  
Percent cases in area.. 22.8  
Log likelihood ratio... 1350.826334  
Monte Carlo rank..... 1/1000  
P-value..... 0.001

A cluster is statistically significant when its log likelihood ratio is greater than the critical value, which is, for significance level:

Standard Monte Carlo Critical Values:  
..... 0.001: 13.485031  
..... 0.01: 5.693074  
..... 0.05: 4.227900

---

#### REMAINING DATA WITH 8 CLUSTERS REMOVED

Number of locations..... 10  
Total population..... 160176  
Total number of cases..... 21596  
Percent cases in area..... 13.5

---

#### MOST LIKELY CLUSTER

9. Location IDs included.: 15, 2  
Coordinates / radius... (87.877703 N, 0.669069 E) / 1.67 km  
Population..... 31265  
Number of cases..... 8096  
Expected cases..... 4215.36  
Observed / expected... 1.92  
Relative risk..... 2.47  
Percent cases in area.. 25.9  
Log likelihood ratio... 2232.196292  
Monte Carlo rank..... 1/1000  
P-value..... 0.001

A cluster is statistically significant when its log likelihood ratio is greater than the critical value, which is, for significance level:

Standard Monte Carlo Critical Values:  
..... 0.001: 9.262583  
..... 0.01: 5.216956  
..... 0.05: 3.812877



---

#### REMAINING DATA WITH 9 CLUSTERS REMOVED

Number of locations..... 8  
Total population..... 128911  
Total number of cases..... 13500  
Percent cases in area..... 10.5

---

#### MOST LIKELY CLUSTER

10. Location IDs included.: 26, 8  
Coordinates / radius.: (87.601827 N, 1.078361 E) / 1.01 km  
Population..... 38020  
Number of cases..... 5120  
Expected cases..... 3981.58  
Observed / expected..... 1.29  
Relative risk..... 1.46  
Percent cases in area.: 13.5  
Log likelihood ratio.: 247.281021  
Monte Carlo rank..... 1/1000  
P-value..... 0.001

A cluster is statistically significant when its log likelihood ratio is greater than the critical value, which is, for significance level:

Standard Monte Carlo Critical Values:

..... 0.001: 8.109628  
..... 0.01: 5.226708  
..... 0.05: 3.616798

---



Lampiran 17. *Output SaTScan Hasil Deteksi Kantong Kemiskinan dengan Replikasi 9*

---

SaTScan v9.3

---

---

SUMMARY OF DATA

Study period.....	2011/1/1 to 2011/12/31
Number of Locations.....	52
Total population.....	763420
Total number of cases.....	208073
Percent cases in area.....	27.3

---

MOST LIKELY CLUSTER

1. Location IDs included..	47
Coordinates / radius..	(87.645896 N, 1.153480 E) / 0 km
Population.....	61190
Number of cases.....	34546
Expected cases.....	16677.57
Observed / expected...	2.07
Relative risk.....	2.28
Percent cases in area..	56.5
Log likelihood ratio...	12653.774240
Monte Carlo rank.....	1/10

Note: The number of Monte Carlo replications was set too low, and a meaningful hypothesis test cannot be done. Consequently, no p-values are reported.

---



## Lampiran 18. *Syntax Program SAE Empirical Bayes pada Software R*

```

dataeb<-read.table("dataeb.csv",sep="," ,header=TRUE)
library(lme4)
Immku<- lmer(Y~X1+X2 +X4+X7+X8+X9+(1|A), data=dataeb)
hasillmm<-summary(Immku)

#===== ESTIMASI LANGSUNG =====
yi<-as.matrix(dataeb$Yij/dataeb$ni)
Yi_cap<-yi
ni<-as.matrix(dataeb$ni)

#==== HITUNG Psi_i =====
pi<-yi
qi<-1-pi
Vi_DE<- (pi*qi)/(ni-1)

#===== Pi_cap_EB =====
A<-hasillmm$varcorA[1]
psi_i<-Vi_DE
Bi<-psi_i/(A+psi_i)
Xi_t<-as.matrix(cbind(1,dataeb$X1,dataeb$X2,dataeb$X4,dataeb$X7,dataeb$X8,dataeb$X9))
beta_cap<-as.matrix(hasillmm$coefficients[,1])
XB<-Xi_t%%beta_cap
pi_cap_EB<-XB+(1-Bi)*(Yi_cap-XB)
write.csv(pi_cap_EB,"pi_cap_EB.csv")

#====HITUNG DAERAH TIDAK SURVEI=====
datats<-read.table("datats.csv",sep="," ,header=TRUE)
Xi_ts<-as.matrix(cbind(1,datats$X1,datats$X2,datats$X4,datats$X7,datats$X8,datats$X9))
pi_cap_TS<-Xi_ts%%beta_cap
write.csv(pi_cap_TS,"pi_cap_TS.csv")

#===== HITUNG MSE EB-Jackknife =====
g1i<-A*Vi_DE/(A+Vi_DE)
MSE<-matrix(0,nrow(dataeb),1)
for(i in 1:nrow(dataeb))
{
dataeb2<-dataeb[-i,]
Immku2<- lmer(Y~X1+X2 +X4+X7+X8+X9+(1|A), data=dataeb2)
hasillmm2<-summary(Immku2)
A2<-hasillmm2$varcor$A[1]
g1i2<-as.matrix(A2*Vi_DE[-i,]/(A2+Vi_DE[-i,]))
psi_i2<-psi_i[-i,]
Bi2<-psi_i2/(A2+psi_i2)
Xi_t2<-Xi_t[-i,]
Yi_cap2<-Yi_cap[-i,]
beta_cap2<-as.matrix(hasillmm2$coefficients[,1])
XB2<-Xi_t2%%beta_cap2
pi_cap_EB2<-XB2+(1-Bi2)*(Yi_cap2-XB2)
h1<-g1i[i]-(nrow(dataeb)-1)/nrow(dataeb)*sum(g1i2-g1i[-i])
}

```



```
h2<-(nrow(dataeb)-1)/nrow(dataeb)*sum((pi_cap_EB2-pi_cap_EB[-i])^2)
MSE[i,1]=h1+h2
}
write.csv(MSE,"MSE.csv")
```





(Halaman ini sengaja dikosongkan)



## DAFTAR LAMPIRAN

	<b>Halaman</b>
Lampiran 1 Pembuktian Turunan Parsial Kedua dari $\ln L(\omega)$ terhadap Parameter $p$ .....	75
Lampiran 2 Pembuktian Turunan Parsial Kedua dari $\ln L(\Omega)$ terhadap Parameter $p$ dan $q$ .....	76
Lampiran 3 Jumlah Rumah Tangga Sampel Susenas 2011 di Kepulauan Nias .....	78
Lampiran 4 Hasil Estimasi Langsung Proporsi Kemiskinan Kecamatan Tersurvei .....	80
Lampiran 5 <i>Output</i> Uji Normalitas Variabel Respon dengan metode <i>Anderson Darling</i> .....	82
Lampiran 6 <i>Scatter Plot</i> antara Variabel Respon dan Variabel Penyerta .....	83
Lampiran 7 <i>Output</i> Uji Korelasi <i>Pearson</i> antara Variabel Respon dan Variabel Penyerta .....	84
Lampiran 8 Hasil Estimasi Tidak Langsung Metode <i>SAE Empirical Bayes</i> Proporsi Kemiskinan Kecamatan Tersurvei.....	85
Lampiran 9 Hasil Estimasi Tidak Langsung Proporsi Kemiskinan Kecamatan Tidak Tersurvei .....	87
Lampiran 10 <i>Output</i> Uji Normalitas Efek Random dengan metode <i>Anderson Darling</i> .....	88
Lampiran 11 <i>Output</i> Uji Normalitas <i>Sampling Error</i> dengan metode <i>Anderson Darling</i> .....	89
Lampiran 12 <i>Output</i> Uji Normalitas Prior dengan metode <i>Anderson Darling</i> .....	90



Lampiran 13	Perbandingan <i>Mean Square Error (MSE)</i> Estimasi Langsung dan Tidak Langsung Proporsi Kemiskinan Kecamatan Tersurvei .....	91
Lampiran 14	Hasil Estimasi Tidak Langsung Proporsi Kemiskinan di Kepulauan Nias dan Jumlah Penduduk Berdasarkan Kecamatan .....	93
Lampiran 15	<i>Output</i> SaTScan Hasil Deteksi Kantong Kemiskinan dengan Replikasi 9999 .....	95
Lampiran 16	<i>Output</i> SaTScan Hasil Deteksi Kantong Kemiskinan dengan Replikasi 999 .....	100
Lampiran 17	<i>Output</i> SaTScan Hasil Deteksi Kantong Kemiskinan dengan Replikasi 9 .....	105
Lampiran 18	<i>Syntax Program SAE Empirical Bayes</i> pada <i>Software</i> <i>R</i> .....	106



## DAFTAR PUSTAKA

- Anderson, T.W. dan Darling, D.A. (1952). Asymptotic Theory of Certain Goodness of Fit. *The Annals of Mathematical Statistics*, Vol. 23.
- Asnawi, S. (1994). Masalah Kemiskinan di Pedesaan dan Strategi Penanggulangannya. *Seminar Sosial Budaya Mengentaskan Kemiskinan, Kelompok Kerja Panitia Dasawarsa Pengembangan Kebudayaan Provinsi Tk I Sumatera Barat*.
- BPS & World Bank Institute. (2002). *Dasar-Dasar Analisis Kemiskinan*. Jakarta.
- BPS. (2012). *Data dan Informasi Kemiskinan 2012*. Jakarta: BPS.
- BPS. (2011). *Survei Sosial Ekonomi Juli 2011, Buku 3, Pedoman Pencacahan Kor (Untuk Pencacah dan Kortim)*. Jakarta: BPS.
- Bappenas. (2004). *Rencana Strategik Penanggulangan Kemiskinan di Indonesia*. Jakarta.
- Betti, G., Ballini, F., dan Neri, L. (2006). Hotspot Detection and Mapping of Poverty. *Technical Report Number 2006-0533. Paper presented at the 7<sup>th</sup> Annual International Conference on Digital Government Research*.
- Good, I. (1980). Some History of the Hierarchical Bayesian Methodology. *In Bayesian Statistics: Proceedings of the First International Meeting held in Valencia*, University of Valencia (Spain), hal. 489-504.
- Gosh, M. dan Rao, J.N.K. (1994). Small Area Estimation : An Appraisal. *Statistical Sciences*, Vol. 9, No. 1, hal. 56-93.
- Helmet, P. (2010). *Analisis Tentang Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Kemiskinan Pada Rumah Tangga Di Daerah Kejadian Luar Biasa (KLB) Kemiskinan, Penerima Raskin, Dan Penerima Pelayanan Kesehatan Gratis Di Pulau Jawa Tahun 2007*. Universitas Indonesia, Jakarta.
- Jhingan, M.L. (2000). *Ekonomi Pembangunan dan Perencanaan*. Jakarta : PT Raja Grafindo Persada.
- Jiang, J., Lahiri, P., dan Wan. S. M. (2007). A Unified Jackknife Theory. *The Annals of Statistics*, Vol. 30.
- Jung I, Kulldorff M, Klassen A. (2007). A Spatial Scan Statistic for Ordinal Data. Harvard Medical School and Harvard Pilgrim Health Care; Johns Hopkins Bloomberg School of Public Health. Sponsors : Centers for Disease Control and Prevention (CDC); Association of American Medical Colleges (AAMC). Grant number: MM-0870.
- Kimura, Daniel K. (2007). Using The Empirical Bayes Method To Estimate and Evaluate Bycatch Rates of Seabirds From Individual Fishing Vessels. *Fishery Bulletin*, 105(4), hal. 577-581.



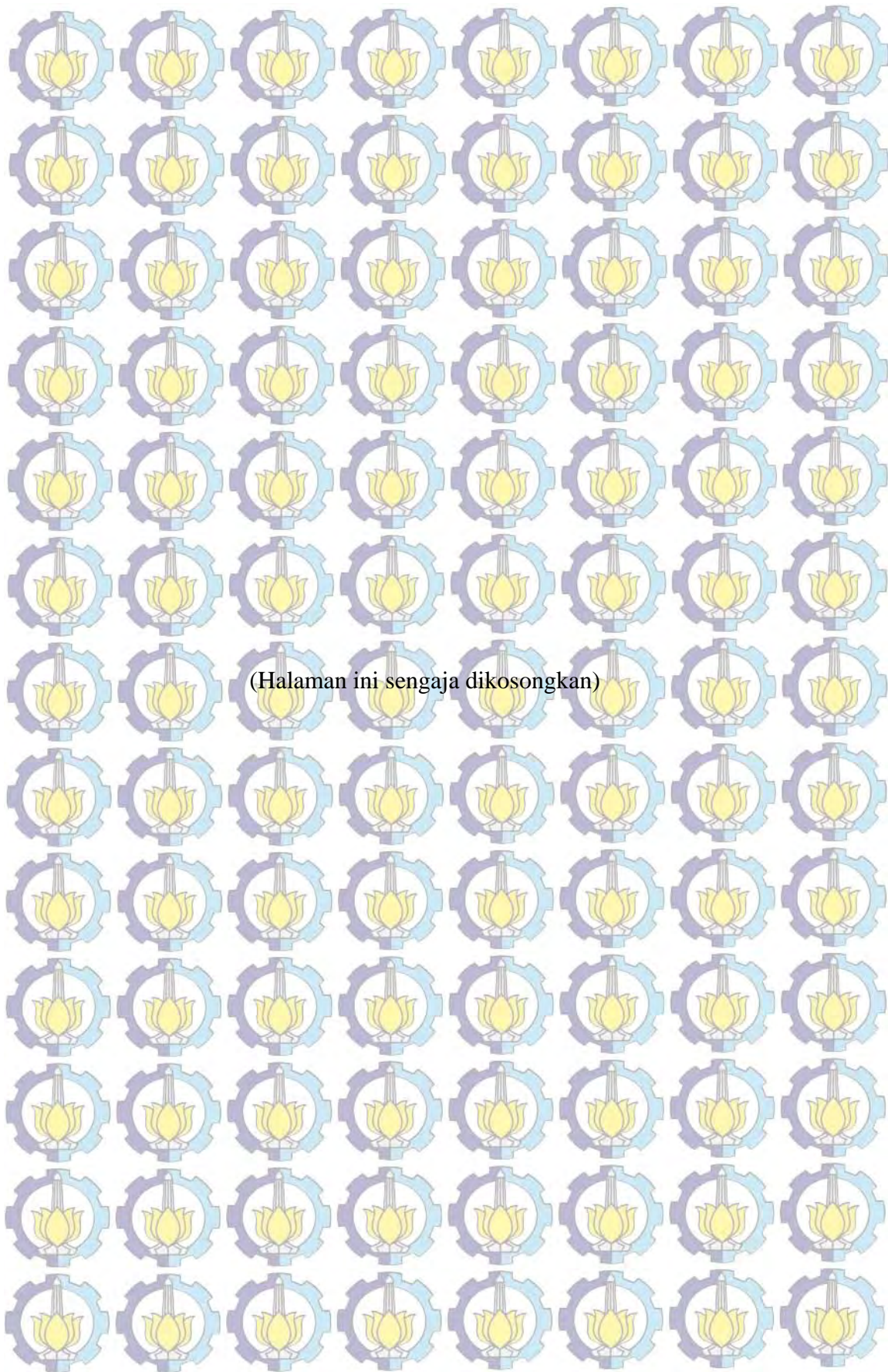
- Kismiantini. (2007). Pendugaan Statistik Area Kecil dengan Metode Empirical Constrained Bayes. *Makalah disampaikan pada Seminar Nasional Matematika*: UPI Bandung.
- Kulldorff, M. (1997). A Spatial Scan Statistic. *Communication in Statistics: Theory and Methods*, 26(6), 1481-1496.
- Kulldorff M, Nagarwala N. (1995). Spatial disease cluster: Detection and inference. *Statistic in Medicine*, 14,799-810.
- Kulldorff, M. (2014). *SaTScan User Guide for version 9.3*. <http://www.satscan.org/>
- Kulldorff M, Huang L, Konty K. (2010). Scan statistic for continuous data based on normal probability model. *International Journal Health Geographics*, 8, 58.
- Kurnia, A. dan Notodiputro, K.A. (2006). Penggunaan Metode Jackknife dalam Pendugaan Area Kecil. *Makalah disampaikan pada Seminar Nasional Matematika*. UNPAD Bandung.
- Longford, N.T. (2005). *Missing Data and Small Area Estimation : Modern analytical Equipment for the Survey Statistician*. New York : Springer.
- Nurcahayani, H. (2013). *Pemodelan Spasial Kemiskinan Dengan Mixed Geographically Weighted Poisson Regression Dan Flexibly Shaped Spatial Scan Statistic (Studi Kasus: Jumlah Rumah Tangga Sangat Miskin di Kabupaten Kulonprogo, Bantul, dan Gunungkidul Tahun 2011)*. Tesis, Institut Teknologi Sepuluh November, Surabaya.
- Pfeffermann, D., Terry, B., dan Moura, F. (2005). Small Area Estimation of Literacy in Developing Countries.Application to Cambodia. *Satellite Meeting on Measuring Small and Indigenous Populations*, New Zealand.
- Rao, J.N.K. (2003). *Small Area Estimation*. New York: John Wiley and Sons, Inc.
- Ramsini, B, et.al. (2001). Uninsured Estimates by County, A Review of Options and Issues. Diakses pada 23 Juli 2014 dari <http://www.odh.ohio.gov/Data/OFHSurv/ofhsrfq7.pdf>.
- Siswantining T, Saefuddin A, Notodiputro KA, Nuryartono N, Mangku W. 2012b. Adaptation of Hierarchical Bayes SAE to Spatial Satscan. *IOSR J Math*, 2(4(Sept.–Oct. 2012)), 01 – 08.
- Siswantining, Titin. (2013). *Geoinformatika Pada Kasus Area Kecil Dan Penerapannya Untuk Mendeteksi Kantong-Kantong Kemiskinan Di Jember*. IPB, Bogor.
- Tango, T. dan Takahashi, K. (2005). A Flexibly Shaped Spatial Scan Statistic For Detecting Clusters. *International Journal of Health Geographics*, 4(11).
- [TNP2K] Tim Nasional Percepatan Penanggulangan Kemiskinan. (2013). Strategi Percepatan Penanggulangan Kemiskinan. Diakses pada 5 Agustus 2014 dari [http://tnp2k.go.id/kebijakan-percepatan/strategipercepatanpenangulang\\_an-kemiskinan/sekilas-strategi-percepatan](http://tnp2k.go.id/kebijakan-percepatan/strategipercepatanpenangulang_an-kemiskinan/sekilas-strategi-percepatan)



World Bank Institute. (2005). *Introduction to Poverty Analysis: Poverty Manual*.  
World Bank Institute.

World Bank. (2007). *Era Baru Dalam Pengentasan Kemiskinan di Indonesia*.  
Jakarta: The World Bank Office. Diakses pada 8 Agustus 2014 dari  
[http://siteresources.worldbank.org/INTINDONESIA/Resources/Publication/  
280016-1152870963030/2753486-165385030085/MakingtheNewIndone  
sia\\_BH.pdf](http://siteresources.worldbank.org/INTINDONESIA/Resources/Publication/280016-1152870963030/2753486-165385030085/MakingtheNewIndonesia_BH.pdf)

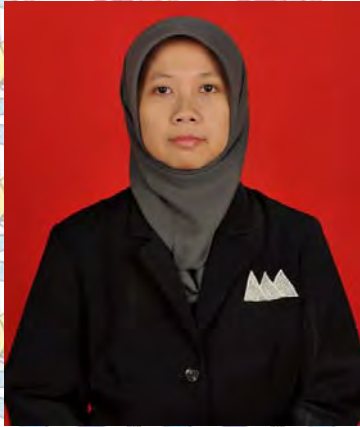




(Halaman ini sengaja dikosongkan)



## BIOGRAFI PENULIS



Penulis dilahirkan di Pasuruan, tepatnya di Desa Palang Kecamatan Sukorejo Kabupaten Pasuruan, Jawa Timur pada tanggal 12 November 1980, anak keempat dari lima bersaudara buah cinta dari pasangan Bapak Mulyono dan Ibu Farida Ariyani. Saat ini penulis sudah berkeluarga dengan suami bernama Dedi Kintoro dan dua anak perempuan, Rizqa Dzahra Ryantoro dan Anindya Assarah Ryantoro. Riwayat pendidikan penulis adalah SD Negeri Lemahbang II (1986-1992), SMP Negeri Sukorejo (1992-1995), SMU Negeri 1 Pandaan (1995-1998), Sekolah Tinggi Ilmu Statistik (STIS) Jakarta (1998-2002). Setelah menamatkan pendidikan D-IV di STIS, penulis ditugaskan bekerja di BPS Kabupaten Langkat Provinsi Sumatera Utara sebagai staf Seksi Neraca Wilayah dan Analisis Statistik (2002-2005). Pada tahun 2005, penulis mengikuti suami dipindahtugaskan ke BPS Provinsi Sumatera Utara. Penulis ditugaskan sebagai staf Seksi Kependudukan Bidang Statistik Sosial (2005-sekarang). Pada tahun 2013 penulis memperoleh kesempatan beasiswa dari BPS untuk melanjutkan studi S2 di Jurusan Statistika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam (FMIPA) Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS) Surabaya.

Surabaya, Februari 2015

Reny Ari Noviyanti

[reny.ari@bps.go.id](mailto:reny.ari@bps.go.id)